



# 基于空-谱先验条件随机场的高分辨率 遥感影像变化检测方法

## 摘要

高空间分辨率遥感影像能够提供丰富的空间细节信息,使利用遥感影像进行精细变化检测成为可能.为充分挖掘高分辨率影像中的光谱、空间信息,本文提出一种基于影像空-谱先验信息的条件随机场(Conditional Random Field based on Spectral-Spatial Prior, SSPCRF)模型,该方法使用显著性检测方式自动提供先验光谱-空间样本信息,提高一元势能构建精度,有效缓解一元势能构建不准确导致的推理过程中的误差传递问题,并在二元势能中综合考虑标记场与观察影像的空间上下文信息以保持变化地物轮廓信息.最后,使用基于消息传递机制的推理方法将模型进行全局优化.在2组高分辨率影像数据集上的实验结果表明该方法能够提供较精确的初始变化检测信息,使得在减少变化检测结果中虚警点的同时保持变化地物细节信息.

## 关键词

变化检测;条件随机场;高空间分辨率;空-谱先验;显著性检测

中图分类号 P237

文献标志码 A

收稿日期 2017-11-27

资助项目 国家自然科学基金优秀青年基金(41622107);国家重点研发计划(2017YFB0504202);国家自然科学基金(41771385)

## 作者简介

吕鹏远,男,博士生,研究方向为遥感影像变化检测.lpydtc@126.com

钟燕飞(通信作者),男,博士,教授,研究方向为智能化遥感数据提取分析与应用.zhongyanfei@whu.edu.cn

## 0 引言

遥感影像由于其高时间分辨率的优势,可以对地表同一地区提供长时序连续观测.变化检测是通过比较同一地区不同时相的2幅或多幅遥感影像提取地表变化信息的技术<sup>[1]</sup>.利用遥感影像变化检测技术可以对大范围地表变化进行快速定位与识别,节约传统地面作业成本,可应用于环境监测、灾害评估、城市规划等领域<sup>[2-3]</sup>.

随着高空间分辨率遥感卫星的发射以及无人机技术的发展,可获取影像的空间分辨率越来越高,高分辨率遥感影像的出现使精细地物变化检测成为可能.然而,空间分辨率的提高使影像光谱分辨率受到限制,导致影像上相同地物的类内方差增大,不同地物的类间方差减小,不利于变化信息的提取.以像元为基础的变化检测方法<sup>[4-7]</sup>会在结果中产生大量椒盐噪声状的虚警点,阻碍了变化检测结果的实际应用.为此,需要充分利用高分影像中丰富的空间信息.特征提取与面向对象技术是高分辨率遥感影像中2种重要的技术,特征提取方法提取影像光谱-空间特征对变化信息加以表达<sup>[8-10]</sup>,然而该方法面对不同数据源存在特征选择与特征权重分配问题;面向对象影像分析技术<sup>[11-12]</sup>以分割块为基本单元对遥感影像进行处理,能够提取影像局部区域的光谱-空间信息,该类方法分为影像分割、特征提取与变化信息提取3个步骤,以分割块为基本分析单元,能够有效缓解基于像素方法带来的噪声问题<sup>[13-16]</sup>.然而面向对象方法存在分割尺度、特征选择困难的问题.

马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)作为一种生成式概率图模型,通过局部势能函数的构建,对影像全局的光谱-空间变化信息进行表达,能够避免特征提取与面向对象方法存在的特征、分割尺度选择问题,被广泛应用于变化检测领域<sup>[17-20]</sup>.然而,由于MRF中较强的独立性假设以及对观察场空间上下文信息利用得不充分,导致传统MRF模型在高分影像变化检测应用中效果不佳.条件随机场(Conditional Random Field, CRF)是一种判别式概率图模型,放松了MRF中过强的独立性假设,并且能够同时考虑观察场与标记场的空间上下文信息,建模更加灵活,已被广泛应用于高分辨率遥感影像信息提取<sup>[21-24]</sup>.为此,已有学者提出使用CRF解决高分影像变化检测问

1 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉,430079

题.Hoberg 等提出一种考虑时序变化信息的分类变化检测模型<sup>[25]</sup>.LÜ 等提出一种多特征融合的条件随机场模型(Multi-feature Probabilistic Ensemble Conditional Random Field, MFPECRF)<sup>[26]</sup>,利用 CRF 将不同类型光谱、空间特征进行决策级融合,提高变化信息提取精度.Zhou 等提出一种带有边界约束的条件随机场模型<sup>[27]</sup>,利用迭代方式优化变化类型边界.同时,Cao 等提出一种全连接条件随机场<sup>[28]</sup>提高模型推理效率.

然而,现有基于 CRF 的变化检测方法在一元势能构建时仍选择基于光谱信息的聚类方式,初始结果受噪声影响较为严重,会造成模型推理过程中的误差累积,影响变化检测结果的精度.对此,本文提出一种基于影像空-谱先验信息的条件随机场(Conditional Random Field based on Spectral-Spatial Prior, SSPCRF)模型,在一元势能中,利用显著性检测,提供观察影像空-谱先验信息,提供面向高分影像的较为精确的初始变化信息,并在二元势能中利用带有边界约束条件的二元势能模型,考虑地物边界光谱不连续的情况,缓解传统 MRF 存在的过平滑问题.最后利用消息传递机制将模型进行全局优化.

### 1 条件随机场模型

条件随机场是一种判别式概率图模型,放松了传统 MRF 中过强的独立性假设,直接构建基于观察影像下标记影像的全局后验概率,并通过最大后验概率(MAP)方法获得标记影像<sup>[21]</sup>,其公式如下:

$$P(\mathbf{y}) = \frac{1}{Z(\mathbf{x})} \exp\left\{-\sum_{c \in \mathcal{C}} \phi_c(\mathbf{x}, y_c)\right\}, \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{x} = \{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$  表示观察影像,  $\mathbf{y} = \{y_i \in \{0, 1, \dots, L\}, i = 1, 2, \dots, N\}$  表示标记影像,  $L$  为标记类别数,  $N$  为影像像素数,  $\phi_c(\mathbf{x}, y_c)$  为势能函数,  $Z(\mathbf{x})$  表示归一化配分函数.

目前遥感影像处理领域应用较为广泛的是成对条件随机场模型<sup>[23-24]</sup>:

$$P(\mathbf{y}) = \frac{1}{Z(\mathbf{x})} \exp\left\{\sum_{i \in N} \varphi_i(\mathbf{x}, y_i) + \lambda \sum_{i \in N} \sum_{j \in \eta_u} \phi_{ij}(\mathbf{x}, y_i, y_j)\right\}, \quad (2)$$

式中  $\varphi_i(\mathbf{x}, y_i)$  为一元势能,反映单个像素被划分为某一类别的可能性,  $\phi_{ij}(\mathbf{x}, y_i, y_j)$  为二元势能,构建中心像素与其邻域像素的空间上下文关系.

在本文提出的随机场模型中,观察场利用影像差值法构建,最终变化检测结果对应标记场,标记值取  $\{0, 1\}$ ,表示未变化/变化.

### 2 基于空-谱先验条件随机场的高分辨率影像变化检测

本文提出的方法以上文介绍的成对条件随机场为基础,分为模型构建与模型推理 2 大部分,其整体流程如图 1 所示,可细分为以下步骤:1)利用影像差值法构建观察影像;2)通过显著性检测方法提供观察影像光谱-空间先验信息,并利用支持向量机(SVM)概率输出构建一元势能;3)通过带有边界约束的二元势能综合考虑观察场与标记场的空间上下

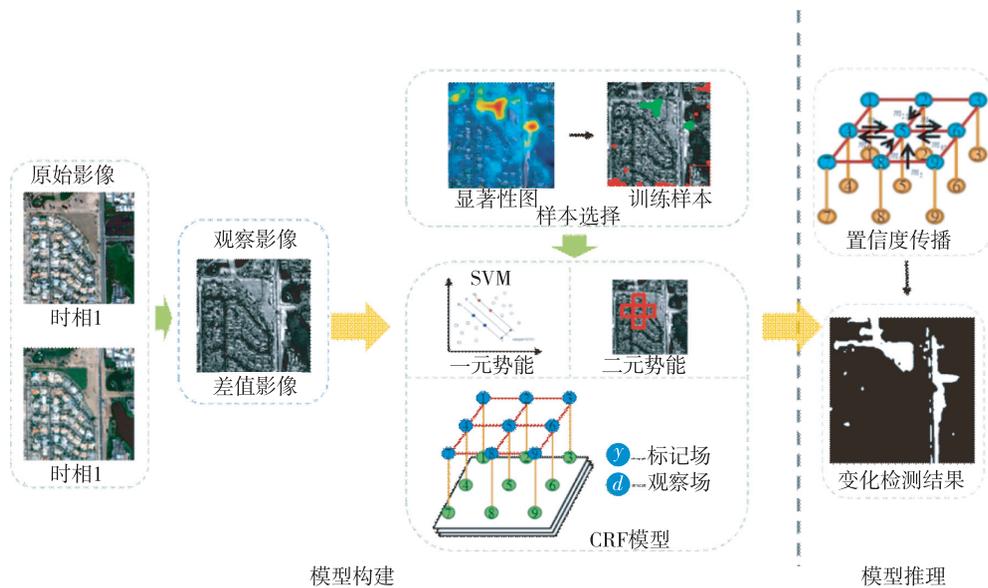


图 1 本文方法流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

文信息;4)利用环状置信度传播(Loop Belief Propagation,LBP)算法进行模型推理,获得最终的变化检测结果。

## 2.1 基于显著性检测的一元势能构建

一元势能建模影像中像元取得变化/未变化类别标记的代价惩罚,可以通过对应像元的类别成员概率进行建模.传统基于CRF变化检测方法使用阈值分割方式获得一元势能,未充分考虑高分影像中的空间信息,因此一元势能建模结果受噪声影响严重,使后续模型推理过程中存在较严重的误差累积问题.为此,本文引入一种影像显著性描述算子<sup>[29]</sup>,该方法假设变化地物在影像上具有连续且空间分布稀疏的特性,并在频率域对变化区域的显著性加以描述,能够考虑到观察影像的光谱-空间信息,提供较为准确的变化/未变化样本用于一元势能构建.其公式如下:

$$\text{ImageSignature}(\mathbf{x}) = \text{sign}(\text{DCT}(\mathbf{x})). \quad (3)$$

该方法通过离散余弦变换  $\text{DCT}(\cdot)$  在影像频率域寻找显著性区域,构建显著性描述子,并通过离散余弦逆变换构建显著性图  $m$ ,显著性图通过下式得到:

$$m = g * (\bar{\mathbf{x}} \circ \bar{\mathbf{x}}), \quad (4)$$

其中  $\bar{\mathbf{x}}$  表示对特征描述算子进行离散余弦逆变换,  $\circ$  为矩阵的 Hadamard 乘积.在式(4)中,利用高斯核  $g$  进行卷积运算以保持显著性区域在空间分布上的同质性.对显著性图  $m$  设置变化/未变化阈值  $T_c/T_{nc}$  提取样本信息用于一元势能中参数的训练.

考虑到 SVM 算法在有限样本情况下的优良性能,本文采用 SVM 概率输出结果构建一元势能,公式如下:

$$\varphi_i(\mathbf{x}, y_i) = \ln P_{\text{SVM}}(y_i = l | x_i), \quad (5)$$

其中  $\varphi_i(\mathbf{x}, y_i)$  表示 CRF 中的一元势能,  $P_{\text{SVM}}(y_i = l | x_i)$  为 SVM 概率输出结果.

## 2.2 带有边界约束的二元势能构建

二元势能试图考虑地物的空间模式先验知识,地物的空间先验知识复合人类对于地物的认知,在变化检测中对于确定地物是否发生变化也是十分重要的信息.基于空间相关性理论,空间平滑先验在随机场模型中使用最为广泛,其期望相邻的像元取得相同的类别标记,以有效减轻光谱噪声的影响.同时,考虑观察影像上地物边界光谱的不连续性,本文使用一种带有边界约束的二元势能:

$$\phi_{ij}(\mathbf{x}, y_i, y_j) = \begin{cases} 1 + \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right), & y_i = y_j, \\ 0, & y_i \neq y_j, \end{cases} \quad (6)$$

其中  $\sigma$  为控制二元势能强度的参数,设置为观察影像中所有相邻像元光谱向量差异方差的 2 倍.该式鼓励在变化检测结果中相邻像元取得相同的类型标记,同时惩罚局部区域内类别不连续的情况.

## 2.3 模型推理

利用环状置信度传播算法(LBP)<sup>[22-23]</sup>进行推理,该方法通过置信度传播将相邻像元的信息在无向图中传递,通过迭代方式将局部信息通过图结构不断传递和更新,组合成全局信息,获得最终优化结果.公式如下:

$$P(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \prod_{i \in N} \left( \exp\{\varphi_i(\mathbf{x}, y_i)\} \prod_{j \in \eta_i} \exp\{\lambda \phi_{ij}(\mathbf{x}, y_i, y_j)\} \right), \quad (7)$$

$$m_{ij}(x_i) = \sum_{x_i} \varphi_i(\mathbf{x}, y_i) \phi_{ij}(\mathbf{x}, y_i, y_j) \prod_{k \in \eta_i/j} m_{ki}(x_i). \quad (8)$$

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验描述

为了验证所提出的 SSPCRF 算法的表现,实验中使用了湖北省十堰地区 QuickBird 影像与广州从化街口地区 WorldView II 2 组高分辨率卫星影像.对比算法包括传统基于像素的变化检测方法 KI (Kittler and Illingworth's)<sup>[7]</sup>、面向对象变化检测算法 (Object Based Change Detection, OBCD)<sup>[14]</sup>、MRF<sup>[20]</sup>,以及最近提出的 MFPECRF 算法<sup>[26]</sup>.同时,为证明本文提出的基于显著性融合空谱先验信息方法对于一元势能构建的有效性,增加了空谱先验信息与 SVM 算法 (Spectral-Spatial Prior + SVM, SSP\_SVM) 结果.对于随机场方法,二元势能权重在 2 组影像上分别设置为 1.2/2.5/1.2 和 3/2.8/3,该组参数均通过参数敏感性分析取得.选择虚警率 (False Alarms, FA)、漏检率 (Missed Alarms, MA) 和总错误率 (Overall Error, OE) 作为精度评价指标.其中,FA 表示在参考影像上未发生变化,但被检测为变化的像元比例,MA 表示本来发生变化但被检测为未变化的像元比例.

### 3.2 十堰地区 QuickBird 数据

第 1 组实验数据采用 2 幅湖北省十堰地区 QuickBird 影像,影像空间分辨率为 2.4 m,包含蓝、绿、红、近红外 4 个波段,影像大小为 250×250,获取

时间为 2002 年和 2004 年.原始影像如图 2a 和图 2b 所示.通过目视判读结合实验地区先验知识获取参考影像,如图 2c 所示,影像中主要变化地物包括道路以及植被区域的变化.参考影像中包含变化像元 6 019 个.

实验结果如图 3 及表 1 所示.从目视效果可以看出,对于 KI 算法,由于只考虑到单个像素的光谱信息,因此变化检测结果中存在大量的椒盐噪声点,如图 3a 红色方框所示.面向对象方法由于以局部分割区域为整体进行变化信息提取,可有效缓解基于像素方法带来的噪声问题,并且保持较为清晰的变化地物轮廓边界.但是该方法结果直接受到分割策略

以及特征选择的影响,如图 3b 所示,检测结果中会存在一些由于影像分割以及特征选择造成的误检.相比于 KI 方法,MRF 算法可以得到较为平滑的检测结果,然而通常高分辨率影像分布不符合 MRF 中的先验假设,因此其检测结果中存在大量的虚警点.相比于 MRF,MFPECRF 由于在模型构建中考虑了多元特征以及观察场中的空间上下文信息,能够较好地保持主要的变化区域,同时减少虚警点的影响.然而,MFPECRF 方法仍旧存在引言中提到的光谱、空间信息利用不充分以及误差累积问题.相比于 KI 算法,本文方法由于在一元势能构建中考虑了光谱和空间信息,因此基于像素的变化检测方法 SSP\_SVM



图 2 十堰地区快鸟影像

Fig. 2 QuickBird dataset of Shiyan in 2002 (a), 2004 (b), and reference change image (c)

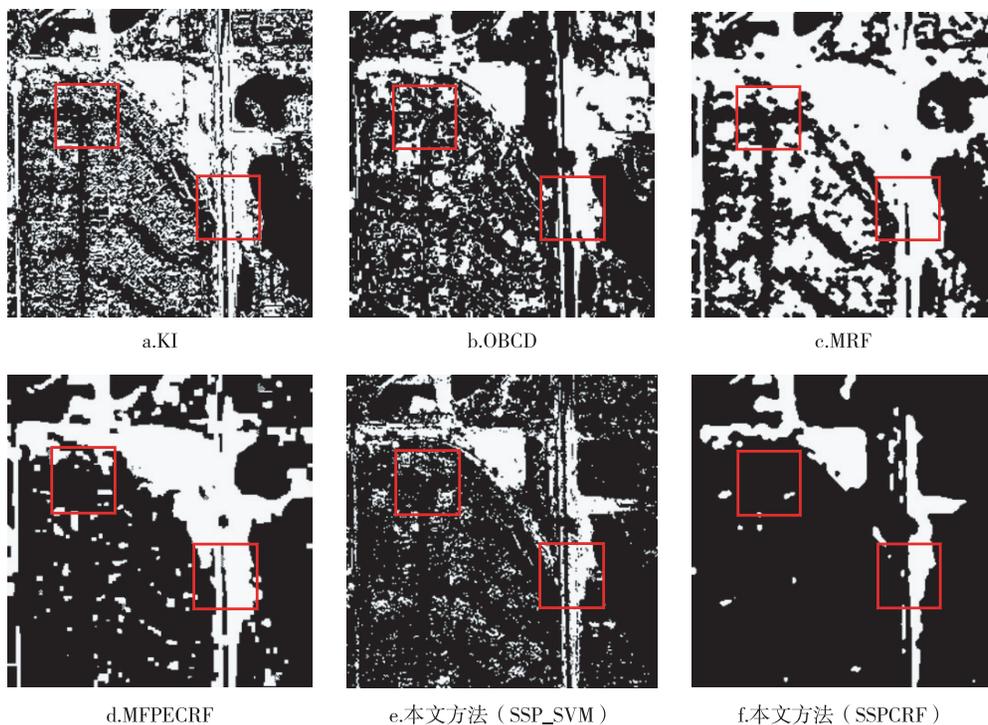


图 3 十堰地区数据实验结果

Fig. 3 Change detection result of QuickBird dataset of Shiyan

对噪声情况进行了较好的抑制.而 SSPCRF 方法在 SSP\_SVM 的基础上进一步考虑了空间上下文信息与边界约束,减少了变化检测结果中的虚警点,同时保持了变化地物的边界轮廓信息,如图 3e 和图 3f 中的红色方框所示.

通过表 1 对十堰地区数据算法进行定量评价,其结果与目视判读结果一致.KI 算法由于受到椒盐噪声影响,虚警率较高,OBCD 算法可以改善这一问题.对于 MRF,存在较严重的过平滑现象,虽然漏检率很低,但是虚警率过高,不利于实际应用.MFPECRF 结果相比于 MRF 有显著提高,但仍存在类似问题.SSP\_SVM 在 3 个指标中已经体现出了较好的检测性能,而 SSPCRF 方法在这些指标上进一步获得提升.

表 1 十堰地区数据精度评价

Table 1 Change detection accuracy assessment of Shiyan dataset

方法	FA	MA	OE
KI	35.52	9.87	33.05
OBCD	27.18	16.50	26.15
MRF	48.31	2.09	43.86
MFPECRF	22.66	3.22	20.78
本文方法(SSP_SVM)	11.67	18.61	12.34
本文方法(SSPCRF)	4.39	19.80	5.88

### 3.3 广州地区 WorldView II 数据

第 2 组实验数据采用 2 幅广州从化街口地区 WorldViewII 影像,影像空间分辨率为 0.5 m,通过全

色可见光融合得到.包含蓝、绿、红 3 个波段,影像大小 325×662,获取时间为 2013 年和 2015 年,原始影像如图 4a 和图 4b 所示.参考影像如图 4c 所示,主要变化类型为房屋的搭建以及一些植被区域的减少.参考影像中包含变化像元 33 719 个.

变化检测结果如图 5 所示.由于单个像元的光谱信息不能很好地表达实际地物发生的变化,使得基于像元的阈值分割方法 KI 其变化检测结果存在较大的不确定性,在本组实验数据中反映为大量变化区域的漏检.而 OBCD 方法以对象为研究整体,其检测效果相比于基于像素的方法有明显提升,但是由于分割尺度选择问题,一些细节变化信息被漏掉了,如图 5b 上方的红色方框所示.MRF 方法的结果与上一组实验数据类似,存在较严重的过平滑现象,边界信息保持较差,并且存在大量虚警.相比于 MRF,基于 SSPCRF 的方法其结果有了较为明显的改善.首先主要变化地物信息被提取出来,如图 5f 中上方的红色方框所示,其次,由于影像分辨率提升所带来的噪声问题被有效抑制,同时,因为考虑到观察场与标记场的空间上下文信息,变化地物的边界轮廓也被较好的保持.

表 2 为广州数据的定量评价结果,其结果与目视评价相符.KI 算法虽然总错误率较低,但是存在较严重的漏检现象,而 MRF 结果中的虚警现象较为严重.MFPECRF 算法可以有效抑制虚警点的影响,但是在本组数据中存在一些漏检的问题.相比于上述算法,本文提出的算法在该组数据集的 3 个指标上



图 4 广州地区 WorldView II 影像

Fig. 4 WorldView II dataset of Guangzhou in 2013(a), 2015(b), and reference change image(c)

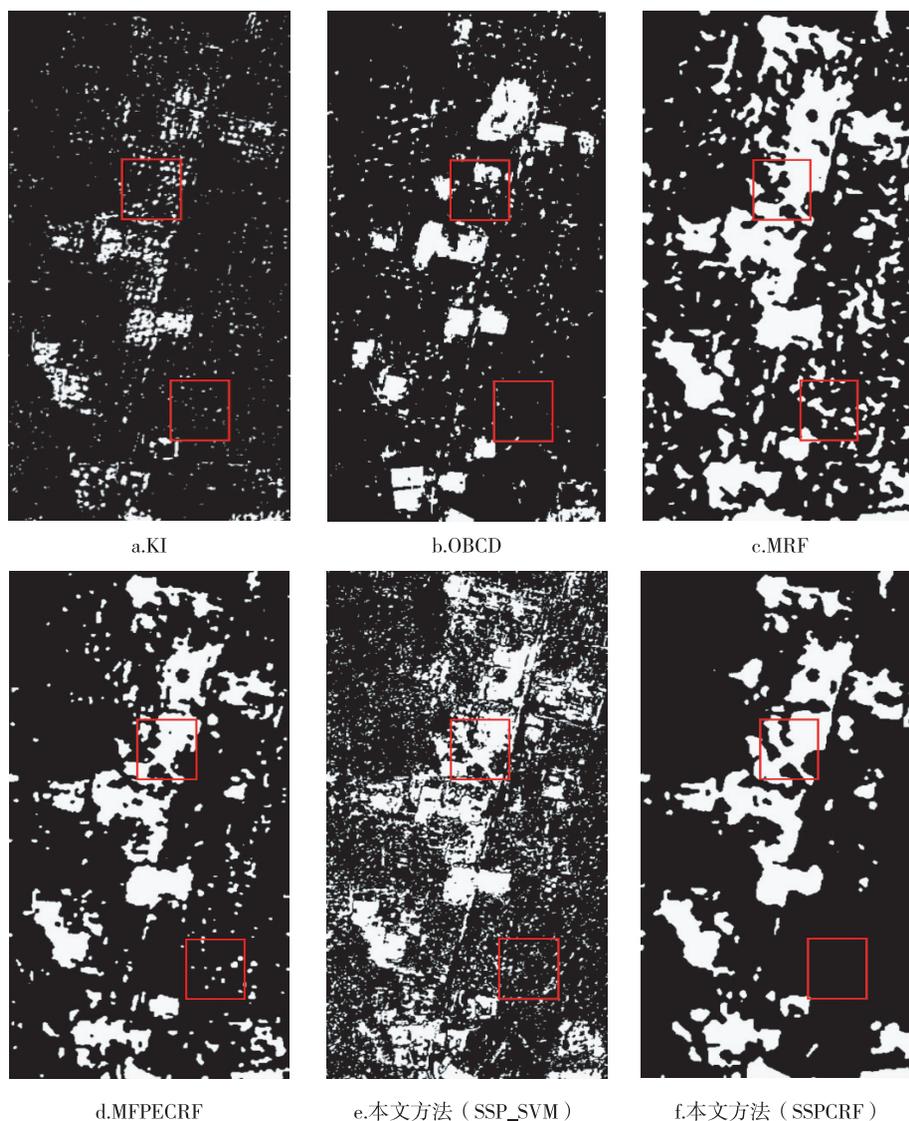


图5 广州地区实验结果

Fig. 5 Change detection result of Guangzhou dataset

均取得了优良的性能。

表2 广州地区影像精度评价

Table 2 Change detection accuracy assessment of Guangzhou dataset

方法	FA	MA	OE
KI	2.60	72.39	13.54
OBCD	4.42	52.26	11.92
MRF	18.13	23.01	18.90
MFPECRF	8.60	32.86	12.40
本文方法(SSP_SVM)	16.92	28.97	18.81
本文方法(SSPCRF)	7.67	23.97	10.23

### 3.4 参数敏感性分析

SSPCRF 中二元势能系数  $\lambda$  反映模型利用空间

信息的强弱,该特性在检测结果中表现为虚警以及漏检的权衡.因此本文使用 ROC 曲线(Receiver Operating Characteristic Curve)<sup>[30]</sup>对模型参数进行分析,并通过参数对应曲线下面积(Area Under Curve, AUC)极值点来选择最优参数.对于参数的搜索区间为 $[0, 3]$ ,搜索步长 0.3.结果如图 6 所示.

2 幅影像在曲线上具有相似的规律.对于参数  $\lambda$ ,随着其值的变化,AUC 值存在一个局部峰值,代表着虚警与漏检较平衡的参数.

## 4 结论

作为判别式概率图模型,相比于马尔可夫随机场,条件随机场具有建模灵活的优势,同时放松了马

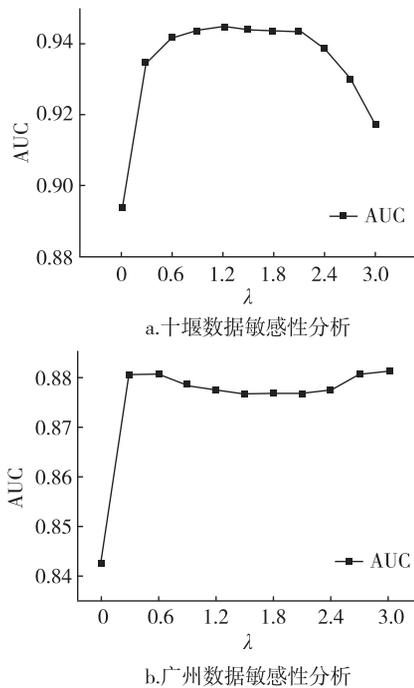


图6 参数敏感性分析

Fig.6 Sensitivity analysis

尔可夫随机场中较强的独立性假设,更适用于高分辨率遥感影像变化检测问题.然而现有条件随机场变化检测方法存在初始变化信息构建不精确的问题.针对上述问题,本文提出一种融合空-谱先验信息的条件随机场模型,在一元势能构建中充分考虑观察影像的光谱-空间信息,实现高分辨率遥感影像变化信息精确提取任务.2组高分数据集的实验结果表明,本文提出的方法相比于已有随机场方法,能够更精确地提取高分影像中的变化信息,在有效抑制噪声影响的同时保持变化地物细节.

## 参考文献

### References

[ 1 ] Singh A. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data[J]. Int J Remote Sens, 1989, 10(6):989-1003

[ 2 ] Hussain M, Chen D M, Cheng A, et al. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches [ J ]. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 2013, 80(2):91-106

[ 3 ] Tewkesbury P, Comber A J, Tate N J, et al. A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques[J]. Remote Sens Environ, 2015, 160:1-14

[ 4 ] Deng J S, Wang K, Deng Y H, et al. PCA-based land-use change detection and analysis using multi-temporal and multi-sensor satellite data[J]. Int J Remote Sens, 2008, 29(16):4823-4838

[ 5 ] Bovolo F, Bruzzone L. A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the polar domain[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2007, 45(1):218-236

[ 6 ] Nielsen A, Conradsen K, Simpson J J. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF postprocessing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies [ J ]. Remote Sens Environ, 1998, 64(1):1-19

[ 7 ] Melgani F, Moser G, Serpico S B. Unsupervised change-detection methods for remote-sensing images [ J ]. Opt Eng, 2002, 41(12):3288-3297

[ 8 ] 宋翠玉, 李培军, 杨锋杰. 运用多尺度图像纹理进行城市扩展变化检测[J]. 国土资源遥感, 2006, 18(3):37-42

SONG Cuiyu, LI Peijun, YANG Fengjie. The application of multiscale image texture to the detection of urban expansion [ J ]. Remote Sensing for Land and Resources, 2006, 18(3):37-42

[ 9 ] 李淑坤, 李培军, 程涛. 加入多时相纹理的遥感变化检测[J]. 国土资源遥感, 2009, 21(3):35-40

LI Shukun, LI Peijun, CHENG Tao. Remote sensing change detection by inclusion of multitemporal texture [ J ]. Remote Sensing for Land and Resources, 2009, 21(3):35-40

[ 10 ] 杜培军, 柳思聪. 融合多特征的遥感影像变化检测 [ J ]. 遥感学报, 2012, 16(4):663-677

DU Peijun, LIU Sicong. Change detection from multi-temporal remote sensing images by integrating multiple features [ J ]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(4):663-667

[ 11 ] Castilla G, Hay G J. Image objects and geographic objects [ M ] // Blaschke T, Lang S, Hay G J. Object-based image analysis: Spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. New York: Springer-Verlag, 2008: 91-110

[ 12 ] Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing [ J ]. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 2010, 65(1):2-16

[ 13 ] Chen G, Hay G J, Carvalho L M, et al. Object-based change detection [ J ]. Int J Remote Sens, 2012, 33(14):4434-4457

[ 14 ] Niemeyer I, Marpu P R, Nussbaum S. Change detection using object features [ M ] // Blaschke T, Lang S, Hay G J. Object-based image analysis: Spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. New York: Springer-Verlag, 2008:185-201

[ 15 ] 冯文卿, 眭海刚, 涂继辉, 等. 联合像素级和对象级分析的遥感影像变化检测 [ J ]. 测绘学报, 2017, 46(9):1147-1155

FENG Wenqing, SUI Haigang, TU Jihui, et al. Remote sensing image change detection based on the combination of pixel-level and object-level analysis [ J ]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(9):1147-1155

[ 16 ] 冯文卿, 张永军. 利用多尺度融合进行面向对象的遥感影像变化检测 [ J ]. 测绘学报, 2015, 44(10):1142-1151

- FENG Wenqing, ZHANG Yongjun. Object-oriented change detection for remote sensing images based on multi-scale fusion [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(10): 1142-1151
- [17] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [C] // *IEEE Trans Pattern Anal Mach. Intell*, 1984: 721-741
- [18] Melgani F, Bazi Y. Markovian fusion approach to robust unsupervised change detection in remotely sensed imagery [J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2006, 3(4): 457-461
- [19] Benedek C, Szirányi T. Change detection in optical aerial images by a multilayer conditional mixed Markov model [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2009, 47(10): 3416-3430
- [20] Bruzzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2000, 38(3): 1171-1182
- [21] Kumar S, Hebert M. Discriminative random fields [J]. *Int J Comput Vis*, 2006, 68(2): 179-201
- [22] Zhong P, Wang R S. Learning conditional random fields for classification of hyperspectral images [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2010, 19(7): 1890-1907
- [23] Zhong Y F, Lin X M, Zhang L P. A support vector conditional random fields classifier with a Mahalanobis distance boundary constraint for high spatial resolution remote sensing imagery [J]. *IEEE J Sel Topics Appl Earth Observ Remote Sens*, 2014, 7(4): 1314-1330
- [24] Zhao J, Zhong Y F, Zhang L P. Detail-preserving smoothing classifier based on conditional random fields for high spatial resolution remote sensing imagery [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2015, 53(5): 2440-2452
- [25] Hoberg T, Rottensteiner F, Feitosa R Q, et al. Conditional random fields for multitemporal and multiscale classification of optical satellite imagery [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2015, 53(2): 659-673
- [26] LÜ P Y, Zhong Y F, Zhao J, et al. Change detection based on a multifeature probabilistic ensemble conditional random field model for high spatial resolution remote sensing imagery [J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2016, 13(12): 1965-1969
- [27] Zhou L C, Cao G, Li Y P, et al. Change detection based on conditional random field with region connection constraints in high-resolution remote sensing images [J]. *IEEE J Sel Topics Appl Earth Observ Remote Sens*, 2017, 9(8): 3478-3488
- [28] Cao G, Zhou L C, Li Y P. A new change-detection method in high-resolution remote sensing images based on a conditional random field model [J]. *Int J Remote Sens*, 2016, 37(5): 1173-1189
- [29] Hou X D, Harel J, Koch C. Image signature: Highlighting sparse salient regions [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2012, 34(1): 194-201
- [30] Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. *Pattern Recognit Lett*, 2006, 27(8): 861-874

## Change detection based on conditional random field model with spectral-spatial prior information for high spatial resolution remote sensing imagery

LÜ Pengyuan<sup>1</sup> ZHONG Yanfei<sup>1</sup> ZHAO Ji<sup>1</sup> ZHANG Liangpei<sup>1</sup>

<sup>1</sup> State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079

**Abstract** In this paper, a conditional random field model based on spectral-spatial prior information (SSPCRF) is proposed to perform the task of change detection for high spatial resolution remote sensing images. The proposed method firstly introduces a saliency based sample selection strategy which considers the spectral-spatial information of observed difference image to improve the accuracy of modeling initial change detection result. Then a pairwise potential with boundary constraint is used to help keep the boundary of changed objects. Finally an inference method based on loopy belief propagation (LBP) algorithm is introduced to perform efficient optimization of the proposed model and get the final change map. The proposed SSPCRF model can greatly improve change detection accuracy while keeping detailed boundary information of changed objects. The proposed method is tested on two high resolution datasets and outperforms the commonly used change detection methods.

**Key words** change detection; conditional random field; high spatial resolution; spectral-spatial prior; saliency detection