

一种新的遥感影像变化检测方法

贾永红^{1,2} 谢志伟¹ 吕臻¹ 祝梦花¹ 刘美娟³

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

2 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

3 61206 部队,北京,100000

摘要:针对地理国情监测中大幅面多时相遥感影像变化检测的需求,提出了一种基于卡方变换和样本选择的面向对象遥感影像变化检测方法。首先对多时相遥感影像进行多尺度分割获取像斑;然后,提取像斑的多维特征,采用基于卡方变换的特征融合方法计算像斑的加权差异度;最后,自适应选择训练样本,通过基于最大期望算法的贝叶斯阈值确定方法获取变化阈值,并对加权差异影像进行二值分割获取变化检测结果。以武汉市东湖高新技术开发区为例,利用多时相高分辨率遥感影像进行土地覆盖变化检测。试验结果表明,该方法可以克服全样本变化向量分析法及全样本卡方变换检测法难以满足阈值确定条件的不足,获得更准确的变化阈值,保证变化检测正确率高而又有效地降低漏检率,从而获得更好的变化检测结果,在地理国情监测中具有一定的应用价值。

关键词:变化检测;像斑;卡方变换;样本选择;最大期望算法

中图法分类号:P237

文献标志码:A

如何将多时相遥感数据有效应用到地理国情动态监测中是地理国情监测亟待解决的重大科学问题^[1]。多时相遥感影像非监督变化检测自动化程度高,可为地理国情监测提供技术支持。

对象级变化检测更能够发挥高分辨率遥感影像的优势。对象是匀质性一致的像元集合,又可以称为像斑^[2]。像斑包含多维特征,而基于差值法或比值法的变化检测采用单一特征进行变化检测,无法完整表达像斑的信息。基于变化向量分析(change vector analysis, CVA)算法的面向对象变化检测^[3]虽然能够融合多维特征信息,但是参与融合的特征为等权处理,未能有效地利用不同特征变化检测能力。

实现遥感影像非监督变化检测的关键是自动确定用于分割“变化”与“未变化”区域的变化阈值。基于最大期望(expectation maximization, EM)算法的贝叶斯阈值确定方法在变化检测中得到广泛应用^[4-6]。该方法通过EM算法估计变化类和未变化类的分布模型参数,然后根据贝叶斯最小误差率理论得到变化阈值。该方法虽然能获取较准确的变化阈值,但对试验区域内变化区

域与未变化区域的面积之比要求较高。由于地理国情监测覆盖的地理范围较大,当使用时相相近的大幅面遥感影像时,检测区域内变化量很小,采用基于EM算法的贝叶斯阈值确定方法无法获取准确变化阈值。

针对以上问题,本文提出了一种新的遥感影像变化检测方法。该方法首先通过对配准的多时相遥感影像进行多尺度分割获取像斑,然后从像斑多维特征融合和变化阈值获取出发,通过卡方变换(Chi Square Transformation, CST)融合多维特征以及采用基于样本选择EM算法的贝叶斯阈值确定方法,对多时相遥感影像变进行变化检测。

1 影像多尺度分割与特征融合

1.1 影像分割

采用分形网络演化算法对影像进行多尺度分割,通过试验得到合理的分割尺度、紧致度和形状因子。对配准的多时相遥感影像进行多尺度分割,首先将两个时相的遥感影像叠加并进行多尺

度分割;然后利用分割结果在两个时相的遥感影像上分别获得对应的像斑。

1.2 基于 CST 的特征融合

CVA 算法一般利用像斑光谱特征进行变化检测,且通过等权融合像斑各波段光谱特征获得像斑差异度,无法完整表达像斑变化信息^[7],CVA 算法如式(1):

$$d_{CVA}^l = \sum_{j=1}^W (Q_j^2 - Q_j^1)^2, j = 1, 2, \dots, W \quad (1)$$

式中, d_{CVA}^l 为第 l 个像斑的差异度; $Q^l = (Q_1, \dots, Q_W)$, 为原波段光谱特征组成的 W 维向量; $t \in \{1, 2\}$ 分别代表前后时相。

为了有效利用像斑的多维特征,弥补 CVA 算法在像斑特征应用中的不足,本文提取了像斑的光谱特征、指数特征和纹理特征构建特征空间。为了保证数据的一致性,数据要归一化至 $[0, 1]$ 。采用 CST 算法^[4]将不同特征波段的差分方差作为特征融合的权重,获得像斑的加权差异度,如式(2):

$$d_{CST}^l = \sum_{k=1}^Z \left(\frac{F_k^2 - F_k^1}{\sigma_k^{\text{diff}}} \right)^2, k = 1, 2, \dots, Z \quad (2)$$

式中, d_{CST}^l 为第 l 个像斑的加权差异度; $F^l = (F_1, \dots, F_Z)$, 为 Z 维特征向量; σ_k^{diff} 为两个时相第 k 个特征波段差分影像标准差。

2 基于样本选择 EM 算法的贝叶斯阈值确定和变化检测

基于 CVA 算法的变化检测将全部像斑差异度作为训练样本,采用基于 EM 算法的贝叶斯阈值确定方法获取变化阈值,通过变化阈值对差异影像进行二值分割获得变化检测结果,记为全样本 CVA 法,具体如下。

假设像斑差异度组成的集合为 $D_{CVA} = \{d_{CVA}^1, \dots, d_{CVA}^m\}$, m 为像斑数量。将 D_{CVA} 分为变化类和未变化类,设变化类和未变化类的条件密度函数均服从高斯分布,则 D_{CVA} 中像斑差异度近似满足两个子高斯组成的混合高斯分布。使用 EM 算法对两个子高斯模型进行参数估计^[4],获得未变化类和变化类的分布参数,如密度函数 $p(w_s)$ 、均值 μ_s 、标准差 δ_s , $s \in \{c, u\}$ 。根据贝叶斯最小误差率理论计算变化阈值 T :

$$(\delta_u^2 - \delta_c^2)T^2 + 2(\mu_u\delta_c^2 - \mu_c\delta_u^2)T + \mu_c^2\delta_u^2 - \mu_u^2\delta_c^2 - 2\delta_u\delta_c^2 \ln \left[\frac{\delta_u p(w_u)}{\delta_c p(w_c)} \right] = 0 \quad (3)$$

由于 CVA 算法不能合理表达差异像斑信

息,为了改进全样本 CVA 法,采用基于 CST 的特征融合方法得到像斑加权差异度,利用式(2)计算像斑的加权差异度集合 $D_{CST} = \{d_{CST}^1, \dots, d_{CST}^m\}$ 取代 D_{CVA} 作为训练样本,通过基于 EM 算法的贝叶斯阈值确定方法计算变化阈值,并利用变化阈值对加权差异影像进行二值分割获得变化检测结果,该方法称为全样本 CST 法。

使用基于 EM 算法的贝叶斯阈值确定方法获取准确变化阈值需要满足变化区域与未变化区域的面积之比较高,变化类相对于未变化类具有足够高的先验概率等条件^[8]。当变化检测试验区域不满足上述条件时,全样本 CVA 法和全样本 CST 法均无法获得准确变化阈值。为此,改进全样本 CST 法,提出了样本选择 CST 法。该方法采用格网分块将影像划分为不重叠的影像块,自适应选择差异度较大的影像块构成样本影像块集合,将样本影像块集合中的像斑加权差异度作为训练样本,最后采用基于 EM 算法的贝叶斯阈值确定方法获取阈值,利用该阈值对整幅影像进行变化检测。

样本影像块选择的具体方法为:① 假设 $X_t, t \in \{1, 2\}$ 为两个时相的影像,将 X_t 分为 N 个影像块 $X_t^i (i=1, \dots, N)$, X_t^i 的尺寸 p 像素 $\times q$ 像素依据影像的分辨率和图幅范围设置。分块尺寸过小会影响算法的计算效率,尺寸过大则无法达到通过分块以提高局部区域变化类相对于未变化类先验概率的目的。② 采用 CVA 算法构建 X_t^i 的差异影像块 X_c^i , 利用标准差表征差异影像的变化程度。标准差较大的差异影像块的样本分布更加符合混合高斯分布,利于基于 EM 算法的贝叶斯阈值计算^[9]。设 P_c^i 为 X_c^i 中变化区域与未变化区域的面积比例,由于 P_c^i 为 X_c^i 标准差 σ_i 的单调函数:

$$P_c^i = f(\sigma_i) \quad (4)$$

将 X_c^i 按差异度由大到小排序,即按 σ_i 由大到小排序,排序后的影像块集合为:

$$P_c = \{X_c^i \mid \sigma_i \geq \sigma_{i+1}, i = 1, \dots, N-1\} \quad (5)$$

假设 P_c 的前 L 个差异影像块差异度较大,记为强差异影像块,其余影像块记为弱差异影像块。提取强差异影像块 X_c^i 对应的影像块 X_u^i 构建样本影像块集合 X'_t 。将 X'_t 包含的像斑加权差异度作为训练样本,通过基于 EM 算法的贝叶斯阈值确定方法获取变化阈值 T 。利用 T 对整幅加权差异影像进行二值分割,获得变化检测结果。

通过以上分析,本文提出的样本选择 CST 法具体的流程图如图 1 所示。

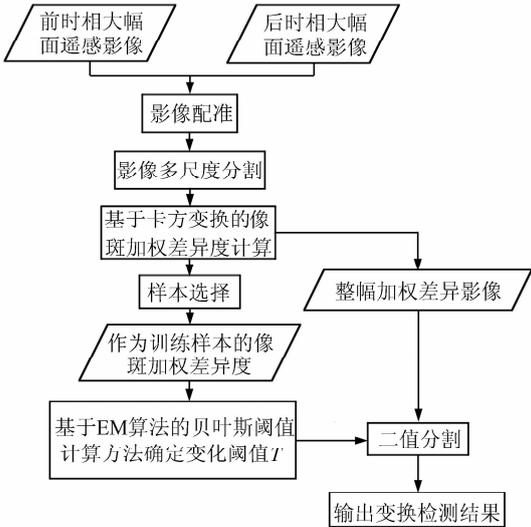


图 1 样本选择 CST 法流程图

Fig. 1 Flowchart of Sample Selection Chi Square Transformation

3 试验和分析

3.1 试验数据

本文采用覆盖武汉市高新技术开发区的 2012 年 11 月 WorldView 卫星影像和 2013 年 8 月的 Pleiades 卫星影像,包含红、绿、蓝、近红外 4 个波段,空间分辨率为 0.5 m,影像尺寸为 28 052 像素×38 894 像素。对数据进行分幅处理,限于篇幅,只给出了其中两分幅数据的试验结果,其中试验数据 1 的大小为 10 564 像素×14 586 像素,图 2(a)、2(b)分别为该数据在 2012 年、2013 年的影像;试验数据 2 的大小为 13 383 像素×17 482 像素,图 2(c)、2(d)分别为该数据在 2012 年、2013 年的影像。分别采用全样本 CVA 法(以下简称方法一)、全样本 CST 法(以下简称方法二)和样本选择 CST 法(以下简称方法三)对这两套数据进行变化检测。

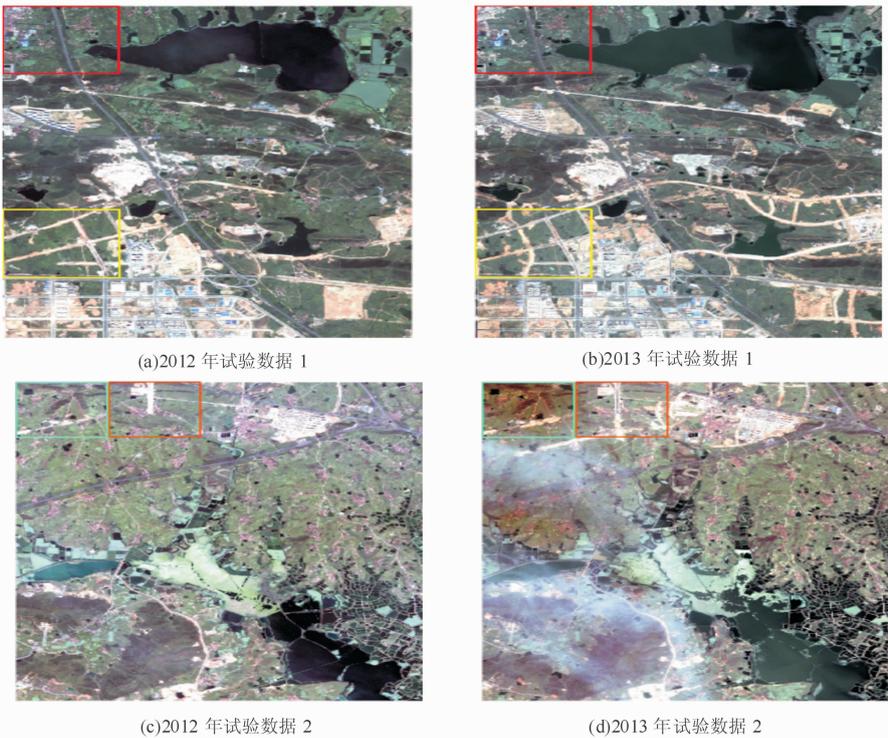


图 2 试验数据

Fig. 2 Experiment Data

3.2 试验分析

采用一种带几何约束的大幅面遥感影像自动快速配准方法将 2012 年影像向 2013 年影像进行配准^[10]。设置分割尺度为 300,紧致度为 0.65,形状因子为 0.5,对试验数据进行多尺度分割。提取像斑的光谱特征、NDVI 特征、NDWI 特征、近红外波段标准差特征、近红外波段灰度共生矩阵纹理特征构建特征空间,采用基于 CST 算法的

特征融合方法获得像斑加权差异度。

将两组试验数据分别按尺寸 3 000 像素×3 000 像素格网分块。通过 CVA 算法构建差异影像 X_c^i ,计算 X_c^i 的标准差 σ_i ,将 X_c^i 按 σ_i 从大到小排序。试验数据 1、2 得到的标准差 σ_i 排序结果分别如图 3(a)、3(b)所示。图 3 中纵轴为 σ_i 的值,横轴为 X_c^i 的排序编号。由图 3 可知,在横轴 L 处, σ_i 发生明显变化。这说明前 L 个影像块的

差异程度较大,则前 L 个差异影像块为强差异影像块,其余影像块为弱差异影像块,利用强差异影像块对应的影像块 X_i 构建样本影像块集合 X'_i 。

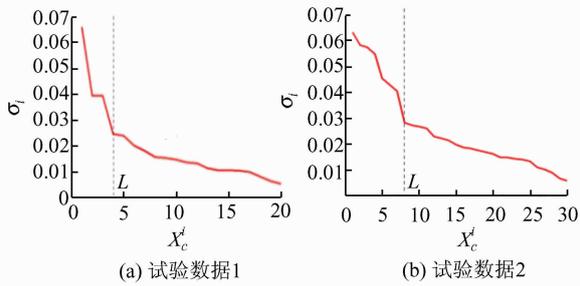


图3 标准差排序曲线

Fig. 3 Diagram of Standard-deviation Values

将人工解译和实地调绘相结合的变化检测方法记为人工方法,用该方法得到的参考结果评定三种方法的变化检测结果。

在试验数据1中选取强差异影像块A和弱差异影像块B进行变化检测与精度评定,A、B在试验数据1中的位置为图2(a)和2(b)中黄色和红色线框区域。影像块A的变化检测结果如图4

中红色框线所示,影像块B的变化检测结果如图4中蓝色框线所示。通过图4定性分析,方法二对人工地物的变化检测结果优于方法一。如影像块B中左上部分和左下部分房屋拆建区域,方法三的漏检像斑明显少于其他两种方法。三种方法在水域存在部分虚检,原因是当季节不同造成水域中水生植物覆盖密度差异时,人工方法解译判定该区域未发生变化,但变化检测算法判定该区域发生变化,因此造成人工方法结果和变化检测算法结果存在差异。影像块A和B的三种方法变化检测精度如表1所示。由表1定量分析可知,对于影像块A而言,方法三的正确率最高,方法一的正确率最低;方法二和方法三虚检率略高于其他两种方法,但相差不大;然而该方法的漏检率最低。对于影像块B而言,方法一的变化检测精度最低,方法二和方法三的正确率相近,都高于方法一的变化检测精度;三者的虚检率与上述结论一致,而方法三的漏检率最低。可见方法三具有正确率高和漏检率最低的优点。

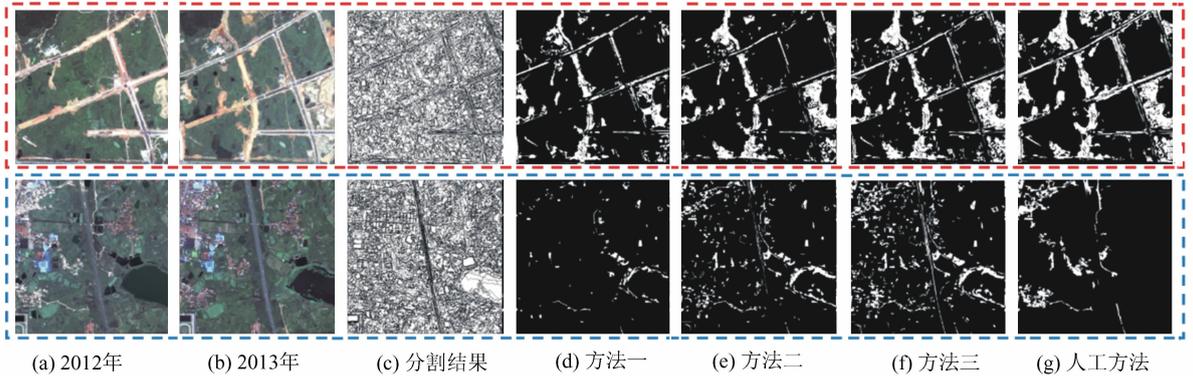


图4 影像块A和影像块B变化检测结果

Fig. 4 Change Detection Results of Image Block A and Image Block B

在试验数据2中选取强差异影像块C和弱差异影像块D,如图2(c)和2(d)中红色和青色线框区域所示。采用与试验数据1相同的方法对试验数据2进行变化检测,在试验数据2中选取强差异影像块C和弱差异影像块D,如图2(c)和2(d)中红色和青色线框区域所示。采用与试验数据1相同的方法对试验数据2进行变化检测,影像块C的变化检测结果如图5中红色框线所示,影像块D的变化检测结果如图5蓝色框线所示。变化检测精度也见表1。分析试验数据2的试验结果,可以得到和试验数据1试验结果相同的结论,即方法三具有正确率高和漏检率低的优点。

对试验数据1和2的变化检测结果依次如图5(a)~(f)所示。从图5宏观定性分析,发现方

表1 每个影像块的变化检测精度

Tab. 1 Change Detection Accuracy of Each Image Block

影像块	方法	正确率/%	虚检率/%	漏检率/%
A	方法一	81.95	18.04	46.33
	方法二	83.39	22.65	34.29
	方法三	86.83	25.77	11.56
B	方法一	84.81	75.67	85.14
	方法二	88.63	58.66	28.31
	方法三	87.02	60.88	12.15
C	方法一	90.69	16.49	44.92
	方法二	91.25	14.21	40.82
	方法三	94.11	21.33	11.23
D	方法一	95.90	64.84	68.62
	方法二	96.89	48.86	55.88
	方法三	96.05	55.23	7.84

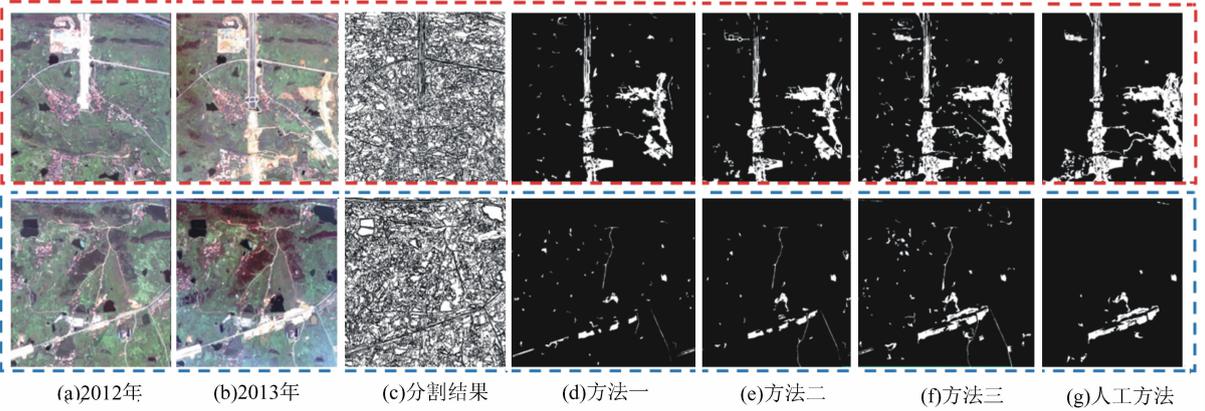


图 5 影像块 C 和影像块 D 的变化检测结果

Fig. 5 Change Detection Results of Image Block C and Image Block D

法一、二可以检测到明显变化的像斑,但两种方法均存在大量漏检像斑;方法三可获得的变化像斑最多,得到的变化地物更加完整,漏检最少。可见方法二通过融合像斑的多维特征客观完整地表达了像斑的差异信息,得到了优于方法一的变化检测效果;方法三可以克服方法一、二难以满足阈值确定条件的不足,可以获得更准确的变化阈值,保证变化检测正确率高而又有效地降低了漏检率,获得了更好的变化检测结果。

4 结 语

本文提出了一种基于卡方变换和样本选择的面向对象遥感影像变化检测方法。通过 CST 法融合像斑的多维特征得到像斑加权差异度,采用基于样本选择 EM 算法的贝叶斯阈值确定方法获取变化阈值,最终利用变化阈值对加权差异影像进行二值分割获得变化检测结果。试验表明,样本选择 CST 法可以克服全样本 CVA 法及全样本 CST 法难以满足阈值确定条件的不足,可以获得更准确的变化阈值,保证变化检测正确率高而又有效地降低漏检,获得了更好的变化检测结果。该方法已在武汉市高新技术开发区的地理国情监测中得到了应用。

参 考 文 献

- [1] Li Deren, Sui Haigang, Shan Jie. Discussion on Technologies of Geographic National Condition Monitoring [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(5): 506-512 (李德仁, 眭海刚, 单杰. 论地理国情监测的技术支撑[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(5): 506-512)
- [2] Wang Yan, Shu Ning, Gong Yan. Determination of

- New Class Properties of the Changed Image Segments Using MRF Graph Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(5): 542-545 (王琰, 舒宁, 龚龔. 利用马尔柯夫随机场图模型的变化像斑类别判定方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(5): 542-545)
- [3] Dian Yuanyong, Fang Shenghui, Yao Chonghui. The Geographic Object-based Method for Change Detection with Remote Sensing Imagery[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(8): 906-912 (佃袁勇, 方圣辉, 姚崇怀. 一种面向地理对象的遥感影像变化检测方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(8): 906-912)
- [4] Brozzone L, Prieto D F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38 (3): 1 171-1 182
- [5] Addabbo A D, Satalino G, Pasquariello G, et al. Three Different Unsupervised Methods for Change Detection: An Application[C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Anchorage, 2004
- [6] Farid M, Gabriele M, Sebastiano B S. Unsupervised Change Detection Methods for Remote Sensing Images [J]. *Optical Engineering*, 2002, 41(12): 3 288-3 297
- [7] Du Peijun, Liu Sicong. Change Detection from Multi-temporal Remote Sensing Images by Integrating Multiple Features [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012, 16(4): 663-677 (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)
- [8] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. Image Thresholding Based on the EM Algorithm and the Generalized Gaussian Distribution[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(2): 619-634

- [9] Haverkamp D, Tsatsoulis C. Information Fusion for Estimation of Summer MIZ Ice Concentration from SAR Imagery[J]. *IEEE Trans Geoscience Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1 278-1 294
- [10] Zhang Qian, Jia Yonghong, Wu Xiaoliang, et al. A Rapid Image Registration Method Based on Re-

stricted Geometry Constrains for Large-size Remote Sensing Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(1):17-21 (张谦, 贾永红, 吴晓良, 等. 一种带几何约束的大幅面遥感影像自动快速配准方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(1): 17-21)

A New Change Detection Method of Remote Sensing Image

JIA Yonghong^{1,2} XIE Zhiwei¹ LV Zhen¹ ZHU Menghua¹ LIU Meijuan³

1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 61206 Troop, Beijing 100000, China

Abstract: In this paper, an object-based change detection method for multi-temporal remote sensing images based on the Chi Square Transformation (CST) and sample selection is proposed to measure change in the large-size multi-temporal remotely sensed images used for monitoring national geographic conditions. In this new change detection method, image segmentation is used to obtain image objects. Secondly, multiple features are extracted from image objects, and a weighted difference is calculated for each image object based on CST. Then, with adaptively selected training samples a change threshold is automatically calculated using Expectation Maximization (EM) and a Bayesian rule with a minimum error rate. The weighted difference image is segmented into a binary image with a change threshold to derive change detection results. Multi-temporal high-resolution images of the Wuhan East Lake New Technology Development Zone were used for land cover change detection, experimental results show that the proposed method can obtain the most accurate change threshold among three tested methods. These highly accuracy change detection results effectively reduce the rate of lost detection, and are currently used for monitoring geographic conditions.

Key words: image object; change detection; chi square transformation; sample selection; expectation maximization

First author: JIA Yonghong, PhD, professor, specializes in remote sensing image processing and analysis. E-mail: yhjia2000@sina.com

Corresponding author: XIE Zhiwei, PhD. E-mail: zwxrs@whu.edu.cn

Foundation support: The Demonstration Project of Civil Military Integration in the Field of Highway Transportation, No. GFZX0404080102; Collaborative Project with Wuhan Institute of Surveying and Mapping, No. 234323.