

百种中国杰出学术期刊

# 遥感学报

Yaogan Xuebao

第 24 卷 第 6 期 2020 年 6 月

目 次

## 学者观点

生态系统遥感:内涵与挑战 ..... 吴炳方,曾源,闫娜娜,曾红伟,赵旦,张森 (609)

## 综述

- 2019 年中国陆表定量遥感发展综述 .....  
梁顺林,白瑞,陈晓娜,程洁,范闻捷,何涛,贾坤,江波,蒋玲梅,焦子锦,刘元波,倪文俭,邱凤,宋柳霖,  
孙林,唐伯惠,闻建光,吴桂平,谢东辉,姚云军,袁文平,张永光,张玉珍,张云腾,张晓通,赵天杰,赵祥 (618)
- 中国空间辐射测量基准技术 ..... 卢乃锰,丁雷,郑小兵,  
叶新,李传荣,吕达仁,张鹏,胡秀清,周成虎,尤政,房建成,龚建雅,蒋兴伟,李建军,马灵玲,徐娜 (672)
- 汶川地震前多圈层短一临遥感异常回顾及其时空关联性 .....  
..... 何苗,吴立新,崔静,王威,齐源,毛文飞,苗则朗,陈必焰,申旭辉 (681)
- 测绘地物波谱本底数据库 ..... 钟守熠,肖青,闻建光,  
郑兴明,马明国,屈永华,郑柯,池天河,唐勇,游冬琴,郝大磊,程娟,贺敏,姜涛,晋锐,姚晓婧,赵理君 (701)

## 技术方法

- 联合卷积神经网络与集成学习的遥感影像场景分类 ..... 余东行,张保明,赵传,郭海涛,卢俊 (717)
- 面向类型特征的自适应阈值遥感影像变化检测 ..... 刘红超,张磊 (728)
- 国产机载大视场三线阵 CCD 相机几何标定 ..... 王涛,张艳,张永生,莫德林,于英 (739)

## 遥感应用

- 应用随机辐射传输模型反演云南松林分郁闭度 ..... 李骁尧,黄华国 (752)
- 风云三号卫星被动微波反演海洋上空云液态水含量 ..... 婁芳丽,商建,吴琼,谷松岩 (766)
- 滑坡蠕变与遥感影像上植被异常关系 ..... 郭忻怡,郭擎,冯钟葵 (776)

本期责任编辑:尤笛

《遥感学报》网络版:www.jors.cn

《遥感学报》微信公众号及官网



订阅号



官网

# JOURNAL OF REMOTE SENSING (Chinese)

(Vol. 24 No.6 June, 2020)

## CONTENTS

### Scholar's View Point

Remote sensing for ecosystem: Definition and prospects .....  
..... WU Bingfang, ZENG Yuan, YAN Nana, ZENG Hongwei, ZHAO Dan, ZHANG Miao (617)

### Review

Review of China's land surface quantitative remote sensing development in 2019 .....  
LIANG Shunlin, BAI Rui, CHEN Xiaona, CHENG Jie, FAN Wenjie, HE Tao, JIA Kun, JIANG Bo,  
JIANG Lingmei, JIAO Ziti, LIU Yuanbo, NI Wenjian, QIU Feng, SONG Liulin, SUN Lin, TANG Bohui,  
WEN Jianguang, WU Guiping, XIE Donghui, YAO Yunjun, YUAN Wenping, ZHANG Yongguang,  
ZHANG Yuzhen, ZHANG Yunteng, ZHANG Xiaotong, ZHAO Tianjie, ZHAO Xiang (671)

Introduction of the radiometric benchmark satellite being developed in China for remote sensing ..... LU Naimeng,  
DING Lei, ZHENG Xiaobing, YE Xin, LI Chuanrong, LYU Daren, ZHANG Peng, HU Xiuqing, ZHOU Chenghu,  
YOU Zheng, FANG Jiancheng, GONG Jianya, JIANG Xingwei, LI Jianjun, MA Lingling, XU Na (680)

Remote sensing anomalies of multiple geospheres before the Wenchuan earthquake and its spatiotemporal correlations  
..... HE Miao,  
WU Lixin, CUI Jing, WANG Wei, QI Yuan, MAO Wenfei, MIAO Zelang, CHEN Biyan, SHEN Xuhui (700)

Design and realization of ground object background spectral library for surveying and mapping ... ZHONG Shouyi,  
XIAO Qing, WEN Jianguang, ZHENG Xingming, MA Mingguo, QU Yonghua, ZHENG Ke, CHI Tianhe, TANG Yong,  
YOU Dongqin, HAO Dalei, CHENG Juan, HE Min, JIANG Tao, JIN Rui, YAO Xiaojing, ZHAO Lijun (716)

### Technology and Methodology

Scene classification of remote sensing image using ensemble convolutional neural network .....  
..... YU Donghang, ZHANG Baoming, ZHAO Chuan, GUO Haitao, LU Jun (727)

Adaptive threshold change detection based on type feature for remote sensing image .....  
..... LIU Hongchao, ZHANG Lei (738)

Geometric calibration of domestic airborne wide-field three-linear CCD camera .....  
..... WANG Tao, ZHANG Yan, ZHANG Yongsheng, MO Delin, YU Ying (750)

### Remote Sensing Applications

Retrieving canopy closure of Yunnan pine forests by using stochastic radiative transfer model .....  
..... LI Xiaoyao, HUANG Huaguo (765)

Retrieval of cloud liquid water content over global oceans using FY-3C/3D microwave imager .....  
..... DOU Fangli, SHANG Jian, WU Qiong, GU Songyan (775)

Relationship between landslide creep and vegetation anomalies in remote sensing images .....  
..... GUO Xinyi, GUO Qing, FENG Zhongkui (786)

# 面向类型特征的自适应阈值遥感影像变化检测

刘红超, 张磊

1. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;
2. 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要:** 为了实现两个不同年份单时相遥感影像之间的土地覆盖变化检测, 提出了一种基于土地覆盖类型特征自适应确定阈值的遥感影像变化检测方法。以2015年土地覆盖数据为基础, 综合2013年和2015年Landsat 8-OLI影像数据, 首先, 采用时相不变点群法TIC (Temporally Invariant Cluster) 保证了两期影像辐射水平的一致性。其次, 对两期影像进行多尺度分割, 并在各级尺度下构建分割对象的变化向量。然后, 采用最大类间方差的方法分别进行单一变化阈值变化检测以及基于土地覆盖类型的多阈值变化检测分析, 并利用目视解译样点进行精度验证与评价。结果表明: (1) 单一阈值变化检测结果的总体精度为79.6%, Kappa系数为0.601, 多阈值变化检测结果的总体精度为87.2%, Kappa系数为0.741, 多阈值变化检测具有更高的精度。(2) 进一步逐土地覆盖类型精度评价可知, 多阈值变化检测能在一定程度上减弱物候期的影响, 具有更高的稳定性。该研究以土地覆盖数据为底图, 逐类别的选取变化检测阈值, 提高了变化区域检测的精度, 在大范围高效更新土地覆盖数据的应用中具有一定的参考价值。

**关键词:** 遥感, 土地覆盖, 变化检测, 时相不变点群, 多尺度分割, 相对辐射校正, 最大类间方差

**引用格式:** 刘红超, 张磊. 2020. 面向类型特征的自适应阈值遥感影像变化检测. 遥感学报, 24(6): 728-738

Liu H C and Zhang L. 2020. Adaptive threshold change detection based on type feature for remote sensing image. Journal of Remote Sensing(Chinese), 24(6): 728-738[DOI:10.11834/jrs.20208328]

## 1 引言

土地覆盖类型及其变化信息的提取一直是遥感领域研究的核心和热点问题(赵忠明等, 2016; Grimm等, 2008)。土地覆盖类型对区域的生态环境有着巨大的影响, 全球尺度下的土地覆盖类型变化信息为全球变化的研究提供有力的支撑, 例如在全球气候, 水文及陆面过程模型中提供下垫面信息, 是全球变化模拟的重要数据基础(Pielke, 2001; Turner等, 2007); 区域尺度下的土地覆盖类型变化信息可以认知土地覆盖类型的区域结构和分布特征, 为进一步区域规划研究提供有力的参考。因此, 发挥遥感对地观测技术优势及时精确的更新土地覆盖类型变化信息显得尤为重要。

迄今为止, 国内外学者对于土地覆盖变化检

测技术进行了大量的研究(Tewkesbury等, 2015; Hussain等, 2013; 佘袁勇等, 2016), 这些方法可以归为两大类: (1) 分类后比较法。该方法首先要分别对两期影像数据进行地物分类生成土地覆盖专题图, 其次利用两期的土地覆盖专题图进行比较, 从而得到土地覆盖变化图斑。该方法的优势在于独立完成两期影像的分类, 有效地避免了两期影像间的辐射水平不一致的问题, 对于影像数据来源没有限制, 从而极大地增加了影像数据的可收集性。但该方法耗时耗力, 并且容易累计误差, 结果精度往往不够理想(Xu等, 2018; Lu等, 2004; 曾子芳, 2013)。(2) 直接比较法。该方法直接比较两期影像数据的光谱差异, 通过差值、比值、光谱角, 变化矢量分析等方法进行计算分析, 确定变化检测阈值, 得到变化图斑信息, 最终再进行地物分类。该方法无需分别对两

收稿日期: 2018-08-14; 预印本: 2018-11-05

基金项目: 国家重点研发计划(编号:2016YFC0500806, 2017YFC0405802); 中国科学院科技服务网络计划(编号:KFJ-STZ-ZDTP-009)

第一作者简介: 刘红超, 1993年生, 男, 硕士研究生, 研究方向为土地覆盖分类及变化检测。E-mail: liuhc2016@radi.ac.cn

通信作者简介: 张磊, 1965年生, 男, 研究员, 研究方向为土地覆盖遥感监测、土地覆盖制图分类算法、变化检测、精度验证。E-mail: zhanglei@radi.ac.cn

期影像进行分类,在已知其中一期土地覆盖专题地图的前提下,只需要对检测出来的变化图斑进行分类,然后更新到参考土地覆盖专题图上,即可生成本期的土地覆盖专题图。相对第一种方法而言,该方法节省了大量的时间成本,使省/市乃至国家范围内土地覆盖专题图的及时更新成为了可能(Xian等,2009;Lunetta等,2006),且该方法在变化检测过程中能够有效的对参考土地覆盖专题图进行纠错,提高了土地覆盖分类的准确性(Toure等,2018;Yu等,2016)。

鉴于直接比较方法拥有以上优点,近年来在变化检测领域中该方法的研究成为了热点(Jin等,2013;Xian和Homer,2010;张剑清等,2008)。同时,直接比较法又可以分为基于像元的变化检测和面向对象的变化检测(Linke等,2009)。黄维等(2016)结合主成分分析建立的变化差异影像以及局部最小错分概率方法确定变化的阈值,提取了土地覆盖变化图斑。Yang等(2015)提出了一种面向对象的变化检测方法,并引入影像对象的纹理信息,采用卡方变换的方法确定了变化阈值。赵敏和赵银娣(2018)则融合多级影像特征,采用多尺度分割的方法提取了两期影像的变化信息。土地覆盖变化检测过程中,变化阈值的确定最为关键,但在以上研究中,无论是基于像元还是面向对象变化检测中,都忽略了地物类型光谱变化范围的差异性,而统一确定了一个变化阈值,导致存在较多的“错分”和“漏分”现象。例如,草地以及林地的光谱变化范围相对较小,而耕地由于农作类型的不同物候期差异造成的影响,其光谱的变化范围相对较大,此时若再采用统一的阈值进行变化图斑的提取,往往会造成较大的误差。因此,针对单一变化阈值造成检测结果精度降低的问题,本文提出了一种基于土地覆盖数据,采用最大类间方差方法确定多变化阈值的方法。最大类间方差方法,简称OTSU法,是由日本学者大津展之(OTSU)提出的(Sankur和Sezgin,2004;曾子芳,2013),相比于传统基于全局变化向量光谱均值和方差的变化阈值确定方法,OTSU方法非参数,也没有监督自适应阈值选取方法,是一种完全自适应阈值确定的方法(Morisette和Khorram,2000)。

基于以上研究,本文以2015年土地覆盖专题图为辅助数据,在基于TIC进行相对辐射校正的前提下,对两期影像进行多尺度分割生成3个分割层级,分别对应相应的地物类型。其次,基于土地覆盖专题图的属性信息分别选取对应地物类别的分割对象,构建变化向量,从而能够分级别的采用OTSU法确定变化阈值,进而提取发生类型变化的影像对象,完成土地覆盖专题图的更新。

## 2 研究区与数据

研究区选定为江西省武宁县、靖安县、安义县、奉新县4个县,地处江西省西北部,地理坐标 $114^{\circ}28'E-115^{\circ}46'E$ , $28^{\circ}33'N-29^{\circ}34'N$ (图1)。研究区范围内地物类型丰富,在2013年—2015年,林地砍伐,城市扩张以及水体变化现象明显。其中,武宁县和靖安县林地面积所占比重均超过75%,安义县和奉新县则耕地面积所占比重较大。因此,能较好的兼顾所有地物类型的变化,从而可以验证本文方法的有效性。

所采用的数据主要包括两期Landsat 8 OLI数据,2015年土地覆盖专题图,研究区矢量边界数据。其中,Landsat 8 OLI数据来自于美国地质勘探调查局USGS(United States Geological Survey)共享网络,共包括8个空间分辨率为30 m的多光谱波段以及1个空间分辨率为15 m的全色波段。下载过程中,数据级别选定为Level1-TP级别,该级别数据经过了系统的辐射校正和地理几何纠正处理,空间几何误差限定在0.5个像元内,保证了多时相影像的空间一致性。其次,实验过程中,选取30 m空间分辨率的多光谱波段进行波段合成进行变化检测,投影坐标系统选定为UTM-WGS84 Zone 50°N。为了进一步保证相对辐射校正的有效性,两期影像的成像时间限制在同一月份中,以此削减物候期对于植被尤其是耕地的影响,本研究的所收集的两期影像数据的成像时间分别为2013-10-12和2015-10-18。2015年土地覆盖专题图数据来源于中国科学院遥感与数字地球研究所数字农业室,该数据集包含6个一级地类以及40个二级地类,其中一级地类分别为林地、草地、耕地、水体、人工表面、裸地,经验证,其一级地类分类精度高达94%(吴炳方等,2017)。

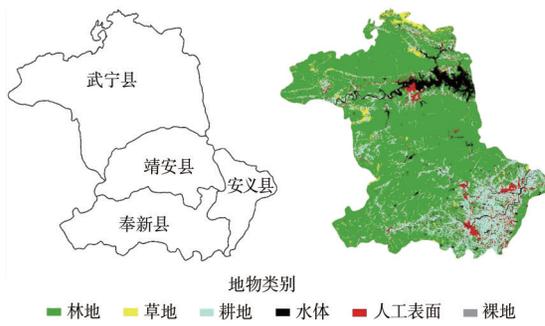


图1 研究区位图

Fig.1 The location of study area

### 3 研究方法

首先以2015年影像为参考对2013年进行相对辐射校正，其次将相对辐射校正后的两期影像数据进行多尺度分割，然后基于OTSU方法分别进行单阈值变化向量分析CVA (Change Vector Analysis) 检测以及分土地覆盖类型多阈值变化向量分析检测，最后利用目视解译样点进行精度评价，并对比分析两种变化检测方法的优劣性，总体技术路线如图2所示。

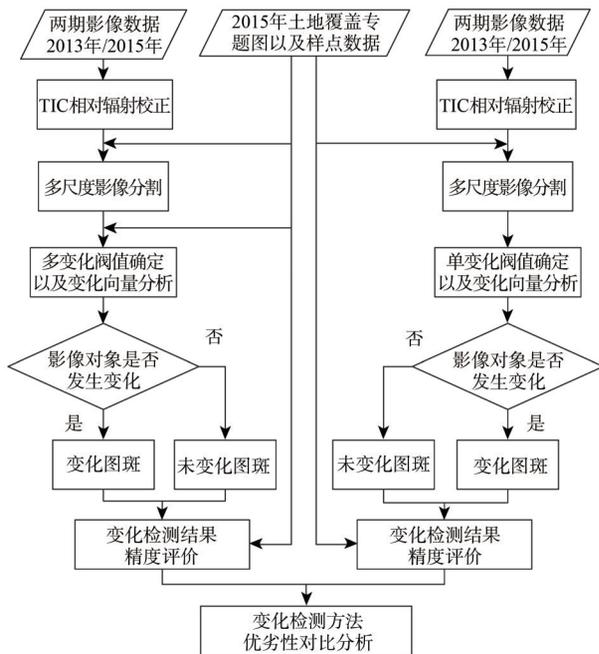


图2 技术流程图

Fig.2 Technique flowchart

#### 3.1 相对辐射校正

土地覆盖变化检测技术的应用原理是地物类型变化引起的光谱值差异，但引起光谱差异的因素众多，除了地物类型变化外，还有太阳光照和

观测角度的差异，卫星传感器定标随时间的变化，大气环境的不同 (Paolini 等, 2006)。为了保证两期影像辐射水平的一致性，消除其他因素的影响，则需要进行影像的辐射校正。辐射校正分为绝对辐射校正和相对辐射校正两种方法。绝对辐射校正方法需要将DN值通过定标和大气校正处理转化为地表真实反射率，这种方法一般计算较为复杂，且需要获取影像成像时间的大气状况，传感器参数等信息，在土地覆盖变化检测中的应用较少。相对辐射校正方法则直接利用DN值进行影像间的辐射校正，算法简单高效，且能保证校正结果的准确性 (余晓敏和邹勤, 2012; 张友水等, 2009, 刘红超等, 2017)，故在土地覆盖变化检测中的应用较为广泛。

TIC方法即为相对辐射校正方法的一种，该方法基于两点假设 (Chen 等, 2005): (1) 同一地区相同地物的光谱特征在不同时间保持良好的线性关系 (Schott 等, 1988); (2) 研究区范围内至少存在两种光谱没有发生明显变化的地物。该方法首先生成两期影像间对应波段的像元灰度值散点图，其次基于密度分析生成点密度图，求取密度中心，最后通过密度中心求取对应波段的校正常方程。散点图和密度图如图3所示 (以第5波段为例)，2013年影像各波段对应的校正系数如表1所示。

表1 相对辐射校正的增益和偏移量

Table 1 Gains and offsets of relative radiometric correction

系数	波段						
	band1	band2	band3	band4	band5	band6	band7
增益	0.8111	0.8331	0.9216	0.8398	0.9257	0.9454	0.9506
偏移量	1665.6	1265.2	253.81	894.86	235.37	141.65	159.03

#### 3.2 多尺度分割和变化向量分析

随着遥感影像空间分辨率的不断提高，传统基于像元的信息提取范式受到严重的挑战，其忽略了影像丰富的纹理信息以及空间拓扑关系，容易产生严重的“椒盐现象”。而面向对象的信息提取以影像分割为基础，考虑了像元之间的邻近关系以及分割对象的纹理和光谱信息，有效地克服了传统基于像元方法的弊端 (Blaschke, 2010)。目前，面向对象方法也广泛应用到了中等分辨率遥

感数据信息提取当中，并且相关研究（Yu 等，2016；Yang 等，2015；Hansen 和 Loveland，2012）

表明，其相对于传统的基于像元信息提取方法具有更高的精度。

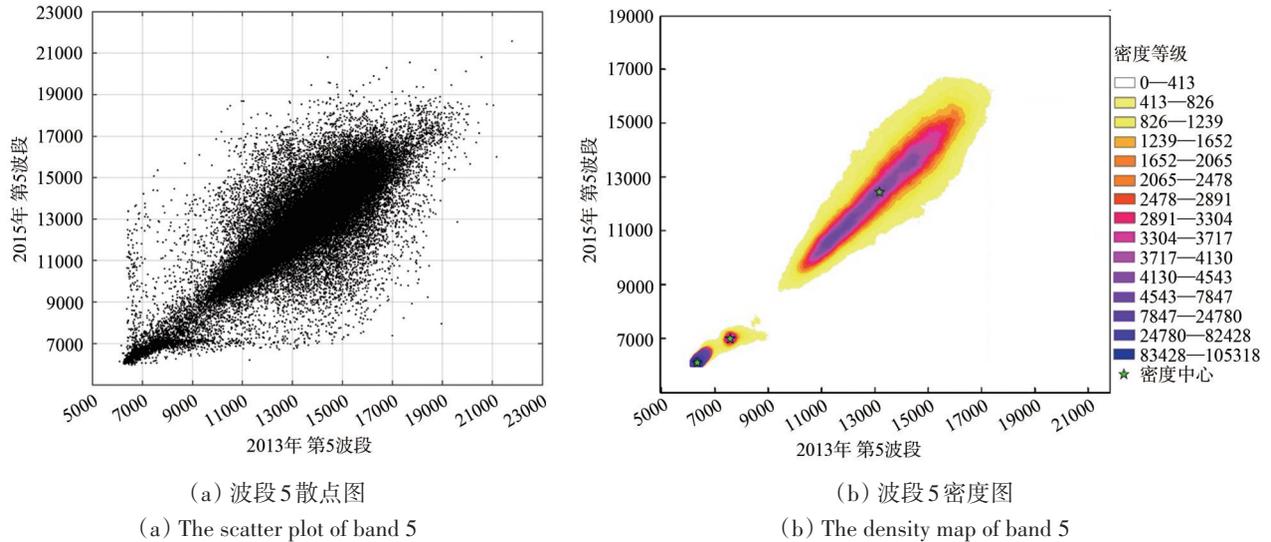


图3 相对辐射校正结果

Fig.3 The result of relative radiation correction

面向对象信息提取过程中，空间尺度的选择尤为重要。但不同类别的地物在影像上表现为不同的空间尺度，而且即使同一地物类别往往也具有不同的空间尺度，那么单一尺度的分割结果难以准确反映各种不同尺度的地物特征，“过分割”或“欠分割”现象较为严重，影像对象失去所要表达的准确语义信息，影像后续的信息提取精度。因此，在不断尝试不同空间分割尺度进行分割影像后，本文选取了3个不同的空间尺度，从大到小依次为200、150和100，且小尺度分割层的对象边界继承于相邻的大空间尺度分割层的对象边界。其中，空间尺度为200的用于检测森林以及水体的变化，空间尺度为150的用于检测耕地的变化，空间尺度为100的用于检测人工表面、裸地、草地的变化。其次，在采用每个空间尺度进行分割的过程中，将2015年的土地覆盖专题图作为辅助信息，用于限制分割对象的边界，使其与土地覆盖专题图的类别边界保持一致。

变化向量分析方法广泛的应用于土地覆盖变化检测当中（Xian 等，2009；曾子芳，2013），其通过构建两期影像的变化向量，获取影像的光谱差异信息，两期影像的变化向量  $CV$ （Change Vector）可以分别表达为  $X$ ， $Y$

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中， $n$ 表示影像的波段数目， $x$ 和 $y$ 分别表示对应波段的影像灰度值。 $CV$ 则表示为

$$CV = X - Y = \begin{bmatrix} x_1 - y_1 \\ x_2 - y_2 \\ \vdots \\ x_n - y_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

变化向量的值 $|\Delta V|$ 则由下列公式计算得出

$$|\Delta V| = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \cdots + (x_n - y_n)^2} \quad (3)$$

### 3.3 分类别变化阈值确定

变化向量分析中至关重要的一步为变化阈值的确定，在以往的大部分研究过程中，往往只确定一个统一的变化阈值，忽略了地物类型光谱变化范围的差异性，这样必然会导致某些地物类别的变化检测结果不够准确，从而降低了整体的准确度。本研究在2015年土地覆盖专题图的基础上，提取得到不同地物类别对应的影像对象，从而能够分类别的提取得到变化阈值。

传统的变化阈值确定方法，基于变化向量 $|\Delta V|$ 的均值和方差来确定，具体公式可表示为

$$CV_{obj} = \begin{cases} \text{变化向量, } |\Delta V| \geq |\overline{\Delta V}| + a\sigma \\ \text{无变化向量 if } |\Delta V| < |\overline{\Delta V}| + a\sigma \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $CV_{obj}$  表示分割所得影像对象的变化向量,  $|\overline{\Delta V}|$  为变化向量值的均值,  $\sigma$  为变化向量值的方差,  $a$  为调整系数, 其取值范围为 0 到 1.5, 参考以往学者研究, 本文将调整系数设定为 1.5 (Yu 等, 2016; Morisette 和 Khorram, 2000)。相对于传统变化阈值确定方法而言, OTSU 法是一种自适应的阈值确定方法, 其将影像的灰度特征分为前景和背景两个部分, 当两部分错分现象严重时, 就会导致前景和背景间的类间方差变小, 相反的, 当两部分的构成差异最大时, 此时的类间方差值也会越大, 依据此理论基础, 即可选取区分前景和背景的最佳阈值。设研究区影像为  $I(x, y)$ , 其变化向量  $|\Delta V|$  的取值区间为  $[f_{min}, f_{max}]$ , 存在未变化 (前景)  $C_0$  和变化 (背景)  $C_1$  两类影像对象。那么设定  $F$  为这两类对象的区分阈值,  $C_0$  和  $C_1$  可用集合表示为

$$C_0 = \{I_1(x, y) | f_{min} \leq I(x, y) \leq F\} \quad (5)$$

$$C_1 = \{I_2(x, y) | F \leq I(x, y) \leq f_{max}\} \quad (6)$$

未变化和变化的类间方差可表示为

$$\sigma^2(F) = P_0(u - u_0)^2 + P_1(u - u_1)^2 \quad (7)$$

式中,  $P_0$  和  $P_1$  分别为  $C_0$  和  $C_1$  类别出现的概率,  $u$  为两期影像整体变化向量  $|\Delta V|$  的平均值,  $u_0$  和  $u_1$  分别为  $C_0$  和  $C_1$  类别变化向量  $|\Delta V|$  的平均值,  $\sigma^2(F)$  为在区分阈值为  $F$  的条件下,  $C_0$  和  $C_1$  类别的类间方差, 当  $\sigma^2(F)$  取值最大时, 此时的  $F$  即为所求的最佳阈值。本文在研究过程中设定  $F$  的步长为 1, 依次计算区间  $[f_{min}, f_{max}]$  内的类间方差, 从而获得逐类别的最佳区分阈值。

## 4 结果分析与讨论

### 4.1 相对辐射校正精度评价

为测定相对辐射校正结果的有效性, 在研究区范围内通过对比两期影像随机选取了 235 个地物类型未发生变化的样点, 用来进行 2015 年和校正后 2013 年影像之间的 T 检验。首先, 建立空假设  $H_0$ : 假设两者在地物类型未发生变化区域对应波段的灰度值不存在差异, 即差值为 0。设样点中两

期影像对应波段灰度值得真实差值为  $d$ , 那么置信水平为 95% 的置信区间可表达为

$$\bar{u} - t_{(n, 0.025)}S < d < \bar{u} + t_{(n, 0.025)}S \quad (8)$$

式中,  $\bar{u}$  和  $S$  分别表示两期影像对应波段灰度差值的平均值以及标准差,  $n$  表示 T 检验的自由度,  $t_{(n, 0.025)}$  是根据 T 检验分布表求取的临界值。假如该置信区间包含 0, 则接受空假设, 表明两期影像不存在差异。对所选取 235 个地物类型未发生变化的样点进行 T 检验的结果如图 4 所示。其中, un\_normalized d+ 和 un\_normalized d- 分别代表未进行相对辐射校正前 T 检验置信区间的上下限, normalized d+ 和 normalized d- 分别代表相对辐射校正后 T 检验置信区间的上下限。结果表明, 相对辐射校正前, 各波段对应 T 检验的置信区间均不包含 0, 表明两期影像在地物类型未发生变化区域的灰度值也存在显著差异, 无疑为后续的变化检测带来不便。而在进行相对辐射校正后, 两期影像各波段对应 T 检验的置信区间均包含 0, 表明在置信水平为 95% 的前提下, 可以认为对应波段的影像灰度值未发生明显变化。同时, 也表明除了地物类型真实变化引起的光谱值差异, 其他众多因素对影像光谱值的影响不能忽略。TIC 方法作为相对辐射校正方法的一种, 有效的避免了其他因素的影响, 为后期变化信息的提取奠定了良好的基础。

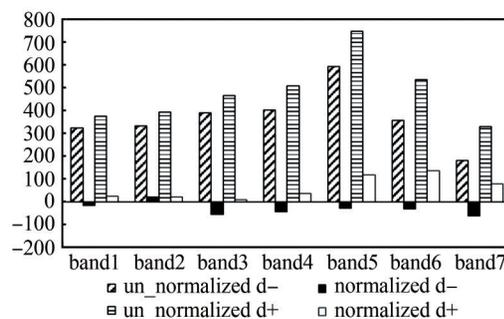


图4 T检验置信区间对比图

Fig.4 The comparison of T-test confidence interval between normalized and un-normalized images

### 4.2 单阈值变化检测结果分析与精度评价

首先在不考虑土地覆盖类型特征的前提下, 分别采用 OTSU 法以及传统方法确定了单一土地覆盖变化阈值, 并通过对变化检测结果精度评价, 对比分析了两种方法的优劣性。以 2015 年土地覆

盖专题图为基础，通过目视解译，在研究区范围内随机选取了500个土地覆盖变化和未变化样点，用以评价变化检测结果的精度。传统方法和OSTU法验证结果分别如表2和表3所示。其中，传统方法的总体精度为78.2%，Kappa系数为0.564，OTSU法的总体精度为79.6%，Kappa系数为0.601。由此得知，采用OTSU法确定的变化检测阈值无论是总体精度还是Kappa系数均优于基于传统方法确定的变化检测阈值。

表2 传统方法单阈值变化检测误差矩阵精度评价

Table 2 Error matrix and accuracy assessment for change detection of the single threshold value by traditional method

		检验数据			
		未变化	变化	总和	用户精度/%
监测数据	未变化	179	70	249	71.89
	变化	39	212	251	69.86
	总和	218	282	500	—
	制图精度/%	82.11	75.18	—	—
总体精度		78.2%	Kappa系数	0.564	—

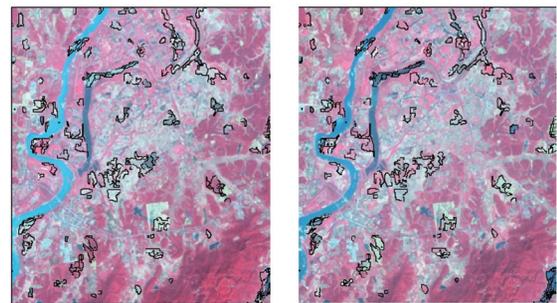
表3 OTSU法单阈值变化检测误差矩阵精度评价

Table 3 Error matrix and accuracy assessment for change detection of the single threshold value by OTSU

		检验数据			
		未变化	变化	总和	用户精度/%
监测数据	未变化	194	14	208	93.27
	变化	88	204	292	69.86
	总和	282	218	500	—
	制图精度/%	68.79	93.58	—	—
总体精度		79.6%	Kappa系数	0.601	—

进一步研究发现，在研究区范围内，尤其是安义县境内，由于农作物的物候差异，在2013年和2015年间呈现出农作物收割和没有收割两种情况，以及耕地灌溉导致的土壤湿度差异，造成两期影像的光谱值存在较大的差异，从而耕地的变化检测存在较多的错分现象。此外，由于两期影像时相的差异，导致一些水体的水位变化同样会造成两期影像光谱值之间较大的差异，同样存在较多的错分现象。如图5所示（标准假彩色合成），图5（a）和图5（b）分别为2013和2015年子区域

的遥感影像，图中以黑色边界的多边形标识出检测出的变化图斑。图中耕地类型存在严重的错分现象，其主要原因包括两种情况：（1）农作物成熟收割后呈现的土地背景灰白色与未收割时呈现的红色。（2）耕地灌溉后呈现的暗黑色以及未灌溉时呈现的灰白色或红色。其次，图中左上角的水体也存在错分现象，地物类型未发生变化错分为地物类型发生变化。



(a) 2013年影像 (b) 2015年影像  
(a) Image of 2013 (b) Image of 2015

图5 OTSU法单阈值变化检测错分图斑

Fig.5 Misclassification polygons of the single threshold change detection by OTSU

#### 4.3 多阈值变化检测结果分析与精度评价

为了进一步验证OTSU法的有效性，在结合2015年土地覆盖类型特征的前提下，本文再次分别采用传统阈值确定方法以及OSTU法确定了各地物类别的最佳区分阈值，然后利用上述收集的500个验证样点对变化检测结果进行精度评价，验证结果如表4和表5所示。

表4 传统方法多阈值变化检测误差矩阵精度评价

Table 4 Error matrix and accuracy assessment for change detection of the multi threshold values by traditional method

		检验数据			
		未变化	变化	总和	用户精度/%
监测数据	未变化	151	30	181	83.43
	变化	67	252	319	78.97
	总和	218	282	500	—
	制图精度/%	69.27	89.36	—	—
总体精度		80.6%	Kappa系数	0.598	—

表5 OTSU法多阈值变化检测误差矩阵精度评价  
Table 5 Error matrix and accuracy assessment for change detection of the multi threshold values by OTSU

		检验数据			
		未变化	变化	总和	用户精度/%
监测数据	未变化	244	26	270	90.37
	变化	38	192	230	83.48
	总和	282	218	500	—
	制图精度/%	86.52	88.07	—	—
	总体精度	87.2%	Kappa系数	0.741	—

结果表明, 基于OTSU法的变化检测结果要明显优于基于传统方法的变化检测结果。其变化检测结果的总体精度分别为87.2%和80.6%, Kappa系数分别为0.741, 0.598。本文基于OTSU方法获得的地物类型发生变化和未发生变化的图斑信息,

如图6所示。图6中从左至右依次为研究区2013年遥感影像、2015年遥感影像以及变化和未变化图斑。

#### 4.4 多阈值变化检测与单阈值变化检测方法对比

对比分析表2和表4以及表3和表5, 可以得出无论是采用传统阈值确定方法还是OTSU法, 相对于单阈值变化检测多阈值变化检测结果的精度都有显著提升。如图7所示, 图7(a)和图7(b)分别为2013年和2015年的遥感影像, 图7(c)和图7(d)分别为多阈值变化检测和单阈值变化检测结果。结果表明, 单阈值和多阈值变化检测方法都检测出了城市的扩张以及水体的变化, 但相对于多阈值变化检测, 单阈值变化检测在城市内部存在大量的错分现象, 而且在耕地的变化中比多阈值变化存在更多的错分图斑。

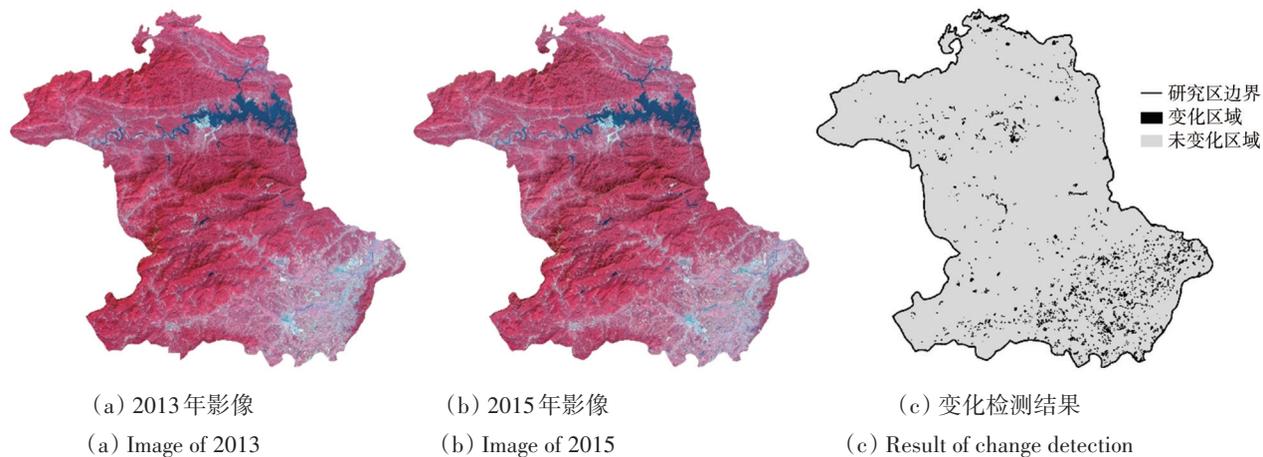


图6 2013年—2015年多阈值土地覆盖变化检测结果(OTSU)

Fig.6 Results of land cover change detection between 2013 and 2015 by OTSU

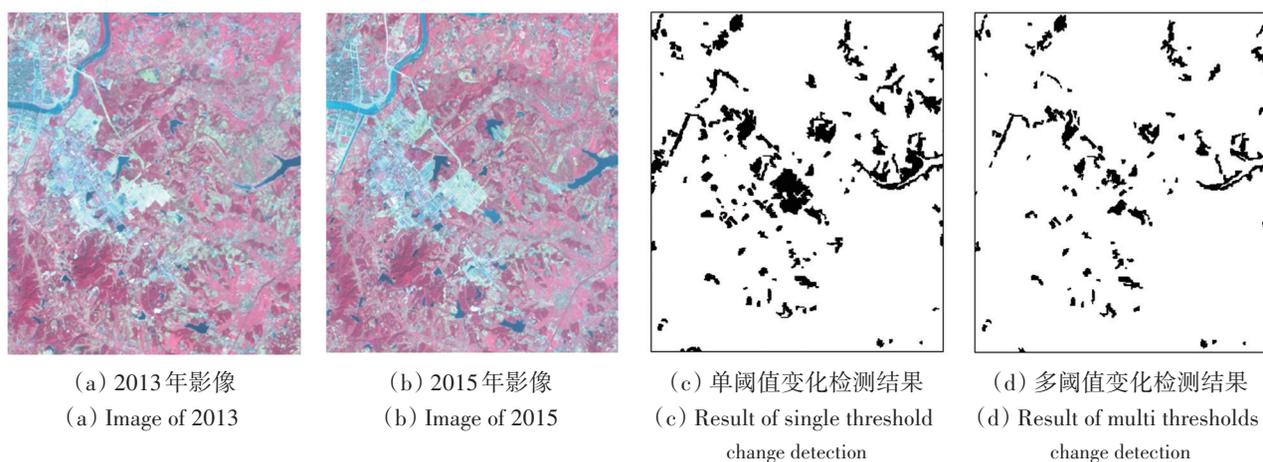


图7 单阈值变化检测与多阈值变化检测结果对比

Fig.7 Comparison of single threshold change detection and multi thresholds change detection

此外，为了进一步对比两种方法的优劣性，在上述验证样点的收集过程中，除了赋予样点变化和未变化属性外，同时赋予了2015年的土地覆盖类型属性，即分为土地覆盖类型发生变化的林地、草地、耕地、水体、人工表面、裸地以及未发生变化的林地、草地、耕地、水体、人工表面、裸地，共计12类，分别以1和2表示变化和未变化，以林地为例，发生变化和未发生变化分别表示为林地1和林地2。从而能够验证各土地覆盖类型的变化检测精度再次进行精度评价，各土地覆盖类型单阈值变化检测和多阈值变化检测的验证结果分别如表6和表7所示。单阈值变化检测方法的制图精度中，有4个类别低于80%，其中耕地2

为45.83%，水体2为65.22%，人工表面2为73.33%，裸地2为42.86%。而与之对应的多阈值变化检测方法的制图精度中耕地2为81.67%，水体2为69.57%，人工表面2为86.67%，水体2为71.43%，均高于单阈值变化检测方法的制图精度，且其他类型的制图精度均大于80%。此外，用户精度中单阈值变化检测方法的耕地1类型精度为19.75%，水体1类型的精度为76.47%。对应多阈值变化检测方法中，耕地1类型精度为38.89%，水体1类型的精度为78.79%，同样优于单阈值变化检测的结果。由此表明，相对于单阈值变化检测多阈值变化检测，多阈值变化检测方法具有更高的精度和适应性。

表6 各土地覆盖类型单阈值变化检测误差矩阵精度评价

Table 6 Error matrix and accuracy assessment for change layer by single threshold value approach

		检验数据													
		林地1	林地2	草地1	草地2	耕地1	耕地2	水体1	水体2	人工表面1	人工表面2	裸地1	裸地2	总和	用户精度/%
监测数据	林地1	34	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	94.44
	林地2	8	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99	91.19
	草地1	0	0	39	1	0	0	0	0	0	0	0	0	40	97.5
	草地2	0	0	1	8	0	0	0	0	0	0	0	0	9	88.89
	耕地1	0	0	0	0	16	65	0	0	0	0	0	0	81	19.75
	耕地2	0	0	0	0	1	55	0	0	0	0	0	0	56	98.21
	水体1	0	0	0	0	0	0	26	8	0	0	0	0	34	76.47
	水体2	0	0	0	0	0	0	1	15	0	0	0	0	16	93.75
	人工表面1	0	0	0	0	0	0	0	0	40	8	0	0	48	83.33
	人工表面2	0	0	0	0	0	0	0	0	3	22	0	0	25	88
	裸地1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	49	4	53	92.45
	裸地2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	100
	总和	42	93	40	9	17	120	27	23	43	30	49	7	500	
	制图精度/%	80.95	97.85	97.5	88.89	94.12	45.83	96.3	65.22	93.02	73.33	100	42.86		
总体精度	79.6%			Kappa系数							0.771				

表7 各土地覆盖类型多阈值变化检测一致性检验表

Table 7 Error matrix and accuracy assessment for change layer by multi threshold values approach

		检验数据													
		林地1	林地2	草地1	草地2	耕地1	耕地2	水体1	水体2	人工表面1	人工表面2	裸地1	裸地2	总和	用户精度/%
监测数据	林地1	34	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	94.44
	林地2	8	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99	91.19
	草地1	0	0	39	1	0	0	0	0	0	0	0	0	40	97.5
	草地2	0	0	1	8	0	0	0	0	0	0	0	0	9	88.89
	耕地1	0	0	0	0	14	22	0	0	0	0	0	0	36	38.89
	耕地2	0	0	0	0	3	98	0	0	0	0	0	0	101	97.03
	水体1	0	0	0	0	0	0	26	7	0	0	0	0	33	78.79

续表

		检验数据													
		林地1	林地2	草地1	草地2	耕地1	耕地2	水体1	水体2	人工表面1	人工表面2	裸地1	裸地2	总和	用户精度/%
监测 数据	水体2	0	0	0	0	0	0	1	16	0	0	0	0	17	94.12
	人工表面1	0	0	0	0	0	0	0	0	39	4	0	0	43	90.7
	人工表面2	0	0	0	0	0	0	0	0	4	26	0	0	30	86.67
	裸地1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	2	42	95.24
	裸地2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	5	14	35.71
	总和	42	93	40	9	17	120	27	23	43	30	49	7	500	
	制图精度/%	80.95	97.85	97.5	88.89	82.35	81.67	96.3	69.57	90.7	86.67	81.63	71.43		
总体精度	87.2%				Kappa系数				0.854						

## 5 结论

研究首先应用了TIC相对辐射校正方法对两期影像进行了辐射水平的归一化处理,经检验得到了较好的实验结果。TIC方法克服了传统目视解译寻找不变特征点的不足,避免了人为的主观因素,能够高效地确定两期影像间的校正方程,为后续的土地覆盖变化检测提供了良好的基础。其次,采用了面向对象的多尺度分割方法,选取了3个分割层级,能够更加贴合真实地物的边界,一定程度上避免了“过分割”和“欠分割”的现象。然后本文基于2015年土地覆盖专题图,在变化检测过程中分类别确定了区分阈值,结果表明,本文方法相对于单一阈值变化检测结果具有更高的精度,验证了其有效性。

本文方法的优势在于,采用OTSU方法自适应确定了变化检测阈值,相比于传统变化阈值确定方法,具有更高的精度和稳定性。其次,基于土地覆盖专题图数据,逐地物类别的确定变化阈值,消除了因地物类别的不同造成光谱值变化范围不同的影响,弥补了之前单一阈值进行变化图斑提取的不足,能更好的适应各地物类型变化信息的提取。因此,在大范围土地覆盖更新工作中,该方法能够提供更高的精度和效率。

但是本文的CVA变化检测方法仅仅利用了两期影像间的光谱信息,而在高空间分辨率的应用中,影像的“同物异谱”和“同谱异物”现象比较严重,若再仅仅依靠光谱值信息进行变化图斑提取,则会造成错分和漏分现象。此外,在耕地类型中,多阈值变化检测虽在一定程度上减弱了物候期的影响,但仍存在较大的不足。因此,在

构建变化向量时需要考虑引入丰富的纹理信息,以弥补仅依靠光谱值进行变化检测的不足,这需要进一步的研究和改进。

## 参考文献 (References)

- Blaschke T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65(1): 2-16 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004]
- Chen X X, Vierling L and Deering D. 2005. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. Remote Sensing of Environment, 98(1): 63-79 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.05.021]
- Dian Y Y, Fang S H and Yao C H. 2016. Change detection for high-resolution images using multilevel segment method. Journal of Remote Sensing, 20(1): 129-137 (佃袁勇, 方圣辉, 姚崇怀. 2016. 多尺度分割的高分辨率遥感影像变化检测. 遥感学报, 20(1): 129-137) [DOI: 10.11834/jrs.20165074]
- Grimm N B, Faeth S H, Golubiewski N E, Redman C L, Wu J, Bai X and Briggs J M. 2008. Global change and the ecology of cities. Science, 319(5864): 756-760 [DOI: 10.1126/science.1150195]
- Hansen M C and Loveland T R. 2012. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. Remote Sensing of Environment, 122: 66-74 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.08.024]
- Huang W, Huang J L, Wang L H, Hu Y X and Han P P. 2016. Remote sensing image change detection based on change vector analysis of PCA component. Remote Sensing for Land and Resources, 28(1): 22-27 (黄维, 黄进良, 王立辉, 胡砚霞, 韩鹏鹏. 2016. 基于PCA的变化向量分析法遥感影像变化检测. 国土资源遥感, 28(1): 22-27) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2016.01.04]
- Hussain M, Chen D M, Cheng A, Wei H and Stanley D. 2013. Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 80: 91-106 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006]
- Jin S M, Yang L M, Danielson P, Homer C, Fry J and Xian G. 2013. A comprehensive change detection method for updating the national

- land cover database to circa 2011. *Remote Sensing of Environment*, 132: 159-175 [DOI: [10.1016/j.rse.2013.01.012](https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.01.012)]
- Linke J, McDermid G J, Pape A D, McLane A J, Laskin D N, Hall-Beyer M and Franklin S E. 2009. The influence of patch-delineation mismatches on multi-temporal landscape pattern analysis. *Landscape Ecology*, 24(2): 157-170 [DOI: [10.1007/s10980-008-9290-z](https://doi.org/10.1007/s10980-008-9290-z)]
- Liu H C, Liang Y and Zhang X W. 2017. Winter wheat area extraction and yield estimation using multi-temporal images. *Remote Sensing Information*, 32(5): 87-92 (刘红超, 梁燕, 张喜旺. 2017. 多时相影像的冬小麦种植面积提取及估产. *遥感信息*, 32(5): 87-92) [DOI: [10.3969/j.issn.1000-3177.2017.05.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3177.2017.05.014)]
- Lu D, Mausel P, Brondizio E and Moran E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12): 2365-2401 [DOI: [10.1080/0143116031000139863](https://doi.org/10.1080/0143116031000139863)]
- Lunetta R S, Knight J F, Ediriwickrema J, Lyon J G and Worthy L D. 2006. Land-cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data. *Remote Sensing of Environment*, 105(2): 142-154 [DOI: [10.1016/j.rse.2006.06.018](https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.018)]
- Morisette J T and Khorram S. 2000. Accuracy assessment curves for satellite-based change detection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(7): 875-880
- Paolini L, Grings F, Sobrino J A, Jiménez-Muñoz J C and Karszenbaum H. 2006. Radiometric correction effects in landsat multi-date/multi-sensor change detection studies. *International Journal of Remote Sensing*, 27(4): 685-704 [DOI: [10.1080/01431160500183057](https://doi.org/10.1080/01431160500183057)]
- Pielke R A. 2001. Influence of the spatial distribution of vegetation and soils on the prediction of cumulus convective rainfall. *Reviews of Geophysics*, 39(2): 151-177 [DOI: [10.1029/1999RG000072](https://doi.org/10.1029/1999RG000072)]
- Schott J R, Salvaggio C and Volchok W J. 1988. Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. *Remote Sensing of Environment*, 26(1): 1-14, IN1, 15-16 [DOI: [10.1016/0034-4257\(88\)90116-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90116-2)]
- Sezgin M and Sankur B. 2004. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1): 146 [DOI: [10.1117/1.1631315](https://doi.org/10.1117/1.1631315)]
- Tewkesbury A P, Comber A J, Tate N J, Lamb A and Fisher P F. 2015. A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. *Remote Sensing of Environment*, 160: 1-14 [DOI: [10.1016/j.rse.2015.01.006](https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.006)]
- Toure S I, Stow D A, Shih H C, Weeks J and Lopez-Carr D. 2018. Land cover and land use change analysis using multi-spatial resolution data and object-based image analysis. *Remote Sensing of Environment*, 210: 259-268 [DOI: [10.1016/j.rse.2018.03.023](https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.03.023)]
- Turner B L, Lambin E F and Reenberg A. 2007. The emergence of land change science for global environmental change and sustainability. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 104(52): 20666-20671 [DOI: [10.1073/pnas.0704119104](https://doi.org/10.1073/pnas.0704119104)]
- Wu B F, Bao A M, Chen J S, Huang J L and Li A N. 2017. *China Cover*. Beijing: Science Publishing Press: 170-179 (吴炳方, 包安明, 陈劲松, 黄进良, 李爱农. 2017. 中国土地覆被. 北京: 科学出版社: 170-179)
- Xian G and Homer C. 2010. Updating the 2001 national land cover database impervious surface products to 2006 using landsat imagery change detection methods. *Remote Sensing of Environment*, 114(8): 1676-1686 [DOI: [10.1016/j.rse.2010.02.018](https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.02.018)]
- Xian G, Homer C and Fry J. 2009. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods. *Remote Sensing of Environment*, 113(6): 1133-1147 [DOI: [10.1016/j.rse.2009.02.004](https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.02.004)]
- Xu Y D, Yu L, Zhao F R, Cai X L, Zhao J Y, Lu H and Gong P. 2018. Tracking annual cropland changes from 1984 to 2016 using time-series Landsat images with a change-detection and post-classification approach: Experiments from three sites in Africa. *Remote Sensing of Environment*, 218: 13-31 [DOI: [10.1016/j.rse.2018.09.008](https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.008)]
- Yang X T, Liu H P and Gao X F. 2015. Land cover changed object detection in remote sensing data with medium spatial resolution. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 38: 129-137 [DOI: [10.1016/j.jag.2014.12.015](https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.12.015)]
- Yu W J, Zhou W Q, Qian Y G and Yan J L. 2016. A new approach for land cover classification and change analysis: integrating backdating and an object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 177: 37-47 [DOI: [10.1016/j.rse.2016.02.030](https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.030)]
- Yu X M and Zou Q. 2012. Methods of Radiometric Normalization for Multi-Temporal Remote Sensing Images: a review. *Geomatics and Spatial Information Technology*, 35(6): 8-12 (余晓敏, 邹勤. 2012. 多时相遥感影像辐射归一化方法综述. *测绘与空间地理信息*, 35(6): 8-12) [DOI: [10.3969/j.issn.1672-5867.2012.06.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-5867.2012.06.003)]
- Zhang J Q, She Q and Pan L. 2008. Change detection of residential area by remote sensing image based on LBP/C texture. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 33(1): 7-11 (张剑清, 余琼, 潘励. 2008. 基于LBP/C纹理的遥感影像居民地变化检测. *武汉大学学报(信息科学版)*, 33(1): 7-11) [DOI: [10.13203/j.whugis2008.01.001](https://doi.org/10.13203/j.whugis2008.01.001)]
- Zhang Y S, Lin G F, Liu Y F, Han C F and Wang W J. 2009. TIC-based radiometric normalization of multi-temporal satellite imagery. *Scientia Geographica Sinica*, 29(3): 427-432 (张友水, 林广发, 刘玉锋, 韩春峰, 王伟杰. 2009. 基于TIC的多时相遥感影像相对辐射归化处理. *地理科学*, 29(3): 427-432) [DOI: [10.13249/j.cnki.sgs.2009.03.004](https://doi.org/10.13249/j.cnki.sgs.2009.03.004)]
- Zhao M and Zhao Y D. 2018. Object-oriented and multi-feature hierarchical change detection based on CVA for high-resolution remote sensing imagery. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 119-131 (赵敏, 赵银娣. 2018. 面向对象的多特征分级CVA遥感影像变化检测. *遥感学报*, 22(1): 119-131) [DOI: [10.11834/jrs.20186293](https://doi.org/10.11834/jrs.20186293)]
- Zhao Z M, Meng Y, Yue A Z, Huang Q Q, Kong Y L, Yuan Y, Liu X Y, Lin L and Zhang M M. 2016. Review of remotely sensed time series data for change detection. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1110-1125 (赵忠明, 孟瑜, 岳安志, 黄青青, 孔赞珑, 袁媛, 刘晓奕, 林蕾, 张蒙蒙. 2016. 遥感时间序列影像变化检测研究进展.

遥感学报, 20(5): 1110-1125 [DOI: 10.11834/jrs.20166170]  
Zeng Z F. 2013. Change Detection Research for Remote Sensing Image Land Use based on the Change Vector Analysis Method.

Chongqing: Chongqing Jiaotong University: 10-12 (曾子芳. 2013. 基于变化矢量分析法的遥感影像土地利用变化检测研究. 重庆: 重庆交通大学: 10-12)

## Adaptive threshold change detection based on type feature for remote sensing image

LIU Hongchao, ZHANG Lei

1. Key Laboratory of Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** Change detection with single-phase remote sensing image between two different times is widely used in land cover, urban expansion, coral reef health, forest fire events, and deforestation. The most important step in change detection is to determine the change threshold value, which is used to distinguish change and no-change areas. Traditional change detection methods usually determine only one threshold. These methods neglect the difference of spectral value range between different land cover types. Even the same land cover types may have great differences. For example, areas of farmland that have been harvested are different from areas that have not been harvested. Thus, we propose an adaptive multi-threshold value remote sensing image change detection method that is based on land cover type feature.

Land cover data for 2015 and two Landsat 8 OLI images for 2013 and 2015 were collected. First, the method used Temporally Invariant Cluster (TIC) to ensure the consistency of the radiometric level of the two images. To avoid salt-and-pepper noise, we segmented the remote sensing image with multiscale segmentation algorithm. The segmentation spatial scales 200, 150, and 100 were used for different land cover types. Change vectors of the image objects at different segmentation spatial scales were then constructed. The maximum inter-class variance method is used to determine the change detection in single and multi-threshold values that are based on land cover types. Finally, we collected 500 samples by using visual interpretation and subsequently conducted accuracy assessment on the result of single and multi-threshold value change detection.

The experiment outcomes showed that the multi-threshold value change detection method had higher accuracy and greater stability than the single threshold value change detection. The total accuracy of the multi threshold value change detection is 87.2%, whereas the total accuracy of the single threshold value change detection is 79.6%. The Kappa coefficient is 0.741 and 0.601, respectively. To compare the proposed multi-threshold values method with the traditional single threshold value method, we conducted further accuracy assessment with each land cover type. Results showed that the producer's accuracy of the no-change area in farmland, water, as well as developed and barren land was improved. Similarly, the user's accuracy of the change area in farmland and water was enhanced. The multi-threshold values change detection method weakened the influence of phenology phase to an extent and has better applicability.

The TIC relative radiometric normalization method could overcome the shortcomings of traditional visual interpretation for selecting time-invariant pixels. The method avoids the influence of subject factors and can normalize images accurately and efficiently. In addition, the multiscale segmentation algorithm can provide different spatial segmentation scales to avoid over and under segmentation problems. The proposed method involves the change vector analysis driven by different thresholds based on land cover type rather than a single threshold value. The proposed method has improved the accuracy of the change detection and provided a reference for the application of efficiently updating of land cover data in large-scale area.

**Key words:** remote sensing land cover, change detection, temporally invariant cluster, multiscale segmentation, relative radiometric correction, maximum inter-class variance

**Supported by** National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFC0500806, 2017YFC0405802); Science and Technology Service Network Initiative (No. KFJ-STZ-ZDTP-009)