

基于图像融合与多尺度分割的目标级变化检测

吴俊政, 严卫东, 倪维平, 边辉

(西北核技术研究所, 西安 710024)

摘要: 传统的像素级变化检测对辐射校正及阈值选择要求较高,因而在实际应用中受到诸多限制。在分析多尺度分割的基础上,提出了一种目标级的变化检测方法。分别利用粗、细尺度对各时相遥感图像的融合图像进行面向对象分割,以获取不同尺寸的目标区域,构造目标的特征进行向量分析得到差异图,并定义变化信息的强度,再利用多值逻辑理论将粗、细尺度下的检测结果进行决策级融合。实验结果表明,与传统的像素级检测方法相比,该方法受辐射差异影响小,检测精度更高,且检测结果对变化强度的衡量准确,能对应于有一定物理意义的目标变化。

关键词: 遥感图像; 目标级变化检测; 融合; 多尺度分割; 多值逻辑

中图分类号: V271.4; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)12-0051-05

Object-Level Change Detection Based on Image Fusion and Multi-Scale Segmentation

WU Junzheng, YAN Weidong, NI Weiping, BIAN Hui

(Northwest Institute of Nuclear Technology, Xi'an 710024, China)

Abstract: The traditional pixel-level change detection algorithms have the disadvantage of high requirements for radiometric correction accuracy and threshold selection, which may limit their applications. An analysis was made to the multi-scale segmentation method, and an object-level algorithm was proposed based on it. The fused image of the remote sensing images at different time phases was segmented by using object-oriented method in coarse and fine scales respectively to capture object areas of different sizes. Discrepancy image was obtained after analyzing of characteristics vectors, and the intensity of the changed information was defined. Then, the decision-level fusion was implemented using the measurement results of the coarse and fine scales based on multi-valued logic theory. Experiments indicate that, compared with traditional pixel-level change detection algorithms, the algorithm is less influenced by radiometric discrepancy, has higher detection accuracy, and can evaluate the changed intensity accurately.

Key words: remote sensing image; object-level change detection; fusion; multi-scale segmentation; multi-valued logic

0 引言

多时相遥感图像的变化检测是从不同时期的遥感数据中分析和确定地表变化的特征和过程,一直以来是遥感技术的重要研究方向,被广泛应用于国民经济和国防建设的诸多领域^[1],如资源保护中森林覆盖的动态监测、城市规划中土地利用与分类的变化信息获取、军事侦察中战略目标的监视以及打击效果评估等。

目前常用的变化检测方法可分为3个层次^[2]:像素级变化检测、特征级变化检测与目标级变化检测。现有的变化检测方法多数属于像素级,比如图像差值法、图像比值法、主成分分析法等,这些方法对图像的配准精度、辐射校正具有较高要求,同时依赖于阈值的选取。由于辐射差异和视觉差异使得遥感图像难以精确配准,且辐射校正与阈值的确定也非常困难,因此,像素级变化检测方法在实际应用中会受到诸多限制。目标级变化检测主要检测具有一定概念意义的对象的变化,通过综合分析对象的光谱、纹理、结构、拓扑关系以及上下文关系等信息,具有较高的检测精度和稳健性,代表了变化检测的主要发展方向^[3]。

收稿日期:2013-01-17

修回日期:2013-03-06

基金项目:装备预先研究项目(513310601)

作者简介:吴俊政(1985—),男,广西崇左人,硕士,研究方向为遥感图像处理与分析。

面向对象的分割技术可以综合考虑光谱统计特征、形状、大小、纹理、相邻关系等一系列因素,得到高精度的信息提取结果。面向对象的分割方法包含两个关键技术——多尺度分割技术和基于规则的模糊分割技术。其中,多尺度分割是面向对象分割方法的关键,它是把图像分割成大小不一、包含多个像素的对象,这些对象不仅具有光谱统计特征,同时也具有形状、上下文关系、与邻近对象的距离、纹理参数等属性。目前,已有学者将面向对象的分割方法应用于目标级变化检测中。例如:Andrea^[4]对美国西南部干旱、半干旱地区的灌木进行研究时,提出先分割后分类,然后检测灌木覆盖变化的方法;Al-Khudhaly^[5]利用面向对象的图像分割技术,从 IKONOS 图像中检测结构性毁伤变化信息取得了不错的效果;Ofer^[6]对视频序列图像利用图像分割方法提取感兴趣对象,然后通过对比图像间对象的差异提取出变化目标。

本文提出的目标级变化检测方法的思路为:将不同时相的遥感图像进行像素级融合,对融合图像进行多尺度分割,并对分割图像提取对象的特征进行变化向量分析得到检测结果,为综合获取不同尺寸目标的变化信息,利用多值逻辑对不同分割尺度下得到的检测结果进行决策级融合。

1 多尺度分割与对象的变化向量分析

1.1 遥感图像的多尺度分割

多尺度分割采用 Baatz 等人于 2000 年所提出的 FNEA (Fractal Net Evolution Approach) 分割算法^[7]。该算法基于图像对象的光谱、几何特征,采用区域生长方法,从一个像元开始到区域生成,由较小图像对象逐渐合并为较大的图像对象,形成多个具有相似大小的图像对象多边形。区域生长分割算法的目的是实现分割后影像对象的权重异质性最小化。在分割前需要确定影响异质性大小的光谱因子和形状因子这两种因子,其中:形状因子包括光滑异质性、紧密度异质性;光谱因子体现影像光谱特征。对很多地物而言,如植被、水体等,光谱因子是生成对象的重要因子,通常被设置成较高的值。形状因子的光滑度和紧密度并不对立,即通过紧密度优化过的对象也会具有光滑的边界。形状因子参与分割,可以避免影像对象过于破碎,使分割出的影像具有实际物体的形状特征。

光谱异质性是通过计算特定权重下各个数据层光谱值的标准差之和来实现。

$$h_{\text{color}} = \sum_c \omega_c \cdot \sigma_c \quad (1)$$

式中: ω_c 为 c 数据层的权重; σ_c 为数据层上光谱值的标准差,图像就是根据光谱异质性的阈值来形成图斑的。

光滑度异质性、紧密度异质性定义为

$$h_{\text{smooth}} = l/b \quad (2)$$

$$h_{\text{compact}} = l/\sqrt{n} \quad (3)$$

式中: l 为目标多边形周长; n 为构成此目标多边形的像元的个数; b 为该目标多边形外接矩形的短边。

总的异质性 f 由光谱异质性 h_{color} 和形状异质性 h_{shape} 组成,即

$$f = \omega h_{\text{color}} + (1 - \omega) h_{\text{shape}} = \omega h_{\text{color}} + (1 - \omega) (\omega_1 h_{\text{smooth}} + \omega_2 h_{\text{compact}}) \quad (4)$$

式中, $\omega, \omega_1, \omega_2 \in (0, 1)$ 为用户定义的权重, $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

区域生长中的合并准则为

$$h_{\text{color}} = \sum_c \omega_c [n_{\text{merge}} \cdot \sigma_c^{\text{merge}} - (n_{\text{obj1}} \cdot \sigma_c^{\text{obj1}} + n_{\text{obj2}} \cdot \sigma_c^{\text{obj2}})] \quad (5)$$

$$h_{\text{smooth}} = n_{\text{merge}} \cdot l_{\text{merge}}/b_{\text{merge}} - (n_{\text{obj1}} \cdot l_{\text{obj1}}/b_{\text{obj1}} + n_{\text{obj2}} \cdot l_{\text{obj2}}/b_{\text{obj2}}) \quad (6)$$

$$h_{\text{compact}} = n_{\text{merge}} \cdot l_{\text{merge}}/\sqrt{n_{\text{merge}}} - (n_{\text{obj1}} \cdot l_{\text{obj1}}/\sqrt{n_{\text{obj1}}} + n_{\text{obj2}} \cdot l_{\text{obj2}}/\sqrt{n_{\text{obj2}}}) \quad (7)$$

式(5)~式(7)中:obj1, obj2 表示两个小的影像对象;merge 表示合并后的影像对象。该算法是一种自下而上的区域合并技术,即首先从单像素开始,随后将较小的对象不断合并,在决定两个对象之间是否进行合并时要比较总异质性与事先给定的阈值,小于阈值则合并,大于阈值则终止。

分割尺度也是分割过程中最重要的一个参数,它直接影响影像对象的大小和数量。分割尺度不同,生成的影像对象多边形的大小和数量也不同。一般而言,分割尺度越大,生成多边形的数目越少、面积越大。适宜的分割尺度是分割得到的多边形能将某种地物类型的边界勾画清晰,且对象不太破碎。图 1a 为某储油地的 GeoEye 影像,图 1b、图 1c 分别是尺度为 30、15 时面向对象分割的结果示意图,在尺度为 30 时,对象数目适中,但有的小目标对象未能有效分割出,如图中黑色矩形区域内尺寸较小的油罐。尺度为 15 时,虽然能将尺寸较小的油罐较好分割出,但其他建筑以及海面等对象太破碎。在实际应用中,通常需要多次实验才能确定适宜的分割尺度。

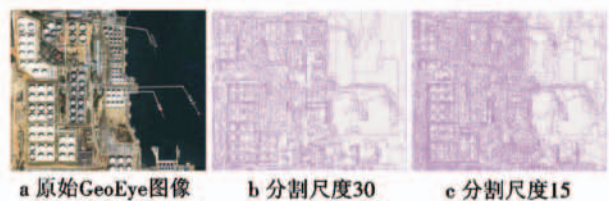


图 1 不同尺度分割示意图

Fig. 1 Segmentation of different scales

1.2 对象的变化向量分析

在像素级的向量分析法中,由于栅格图像中像素

位置是规则的,因此像素位置可以直接对应。但是,基于对象的变化检测中情况有所不同,对象是经过多尺度分割提取出来的,不同时相遥感图像中得到的对象不一定一一对应,可以采用图像融合的方式来解决这个问题。将不同时相的遥感图像进行融合,将融合结果作为一幅综合图像进行多尺度分割,这样所得到的对象在不同时相图像中的位置和所覆盖的区域必然是——对应的,可以进行对象向量分析。

假设 O_1 和 O_2 分别是两时相影像 f_1 和 f_2 同一位置对应的两个对象, O_1 和 O_2 对应的特征向量分别为 $p_1(p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1n})$ 和 $p_2(p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2n})$, n 为对象的特征数量,一般特征向量至少包括对象在各个波段的光谱值及各波段的标准差,因此,一般 n 至少两倍于影像波段数^[8]。为简单起见,选取对象在各波段的均值和标准差作为特征向量,那么对象的差值向量为 $p_c(p_{21} - p_{11}, p_{22} - p_{12}, \dots, p_{2n} - p_{1n})$ 。通过分析 p_c 的特性,可以判断对象 O_1 和 O_2 之间是否有变化。本文采取的策略是计算各个对象变化向量的模 $\|p_c\|$ 作为变化差异图。区别于一般阈值化的变化检测,本文定义以下变化强度:将变化差异图量化为 $-2 \sim 2$, -2 为未变化(Unchanged, UC), -1 为微弱变化(Faint Change, FC), 0 为中等变化(Medium Change, MC), 1 为明显变化(Obvious Change, OC), 2 为强烈变化(Strong Change, SC)。

2 决策级融合

本文采用多尺度分割技术获取不同尺度的对象信息,从而使得不同尺寸的地物目标能对应较优的分割尺度,保证信息提取的精度。对于各个尺度下的变化检测结果,利用多值逻辑^[9]建立决策融合规则,将两种尺度的检测结果融合成一幅变化强度图,综合性地检测变化发生的位置以及变化的强度。表 1 为融合规则,其中, x, y 分别表示粗、细尺度的变化强度。

该融合规则对应于一个五值逻辑函数 $f(x, y)$, 令 UC 为 -2 , FC 为 -1 , MC 为 0 , OC 为 1 , SC 为 2 , 则对应的真值表具有对角线对称的形式,可推出 $f(x, y)$ 与 x, y 的关系如图 2 所示。

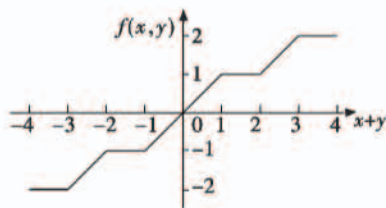


图 2 $f(x, y) \sim x, y$

Fig. 2 $f(x, y) \sim x, y$

$f(x, y)$ 区别于一般变化检测中的二元 0、1 取值只

能表示一个像素“变化”或“未变化”,信息密度更高,可衡量像素的变化程度。所设计的真值表 1 根据人的视觉感知特点制定:当两个尺度的变化强度大时,合成的变化强度也应较大,反之亦然。图 2 中 $f(x, y)$ 随着 $x+y$ 是“非减”的,且总体趋势随着 $x+y$ 的增大而增大,符合视觉感知特点。如 $x+y=3$ 或 $x+y=4$ 时,表明 x, y 中至少有一个是强烈变化,另一个至少为明显变化,融合规则定义合成强度为强烈变化,能够充分体现两个尺度的变化强度信息。

表 1 决策级融合规则

Table 1 Rule of decision-level fusion

$x \setminus y$	UC	FC	MC	OC	SC
UC	UC	UC	UC	FC	MC
FC	UC	FC	FC	MC	OC
MC	UC	FC	MC	OC	OC
OC	FC	MC	OC	SC	SC
SC	MC	OC	OC	SC	SC

3 方法流程

本文所提出的目标级变化检测方法的具体流程如图 3 所示。阐述如下:

1) 为削弱光谱差异的影响,像素级变化检测方法对辐射校正要求较高,而本文方法的要求有所弱化,只需将影像进行直方图匹配;

2) 为使不同时相影像中得到的对象——对应,将影像进行像素级融合,常用的融合方式有 IHS 融合、PCA 融合、光谱最大融合等,在应用中可根据具体要求选择,其原则是尽量保留可能变化目标区域的特征,同时剔除一些虚假的变化信息(如阴影);

3) 对融合影像分别进行粗、细尺度上的分割,粗尺度分割得到地表覆盖的概貌,且将较大尺寸的目标从背景中分离,细尺度分割中小尺寸的目标与背景区分开;

4) 将分割影像的对象与两时相影像——对应计算变化向量得到差异图;

5) 将两个尺度下得到的差异图进行量化,并采用图 2 的决策融合,得到包含变化位置与变化强度信息的检测结果。

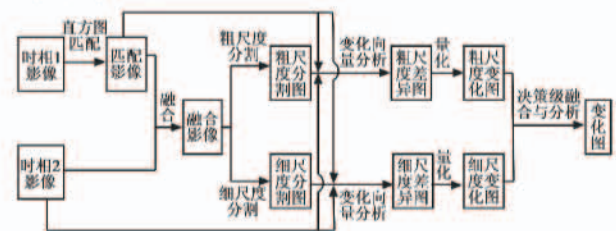


图 3 目标级变化检测流程图

Fig. 3 Flow chart of object-level change detection

4 实验结果与分析

4.1 某机场影像实验

图4a和图4b为某机场2010年和2011年的Google Earth影像截图,从中可知,两时相影像的辐射差异较大,变化信息主要是飞机在停机坪和跑道上的位置不同,以及停机坪上的少量车辆,图4c为依据两个时相影像目视解译手绘得到的参考变化图。融合方式为光谱最大融合,以削弱阴影的影响。细尺度为15,光谱因子为0.5,形状因子为0.5。粗尺度为40,光谱因子为0.6,形状因子为0.4。

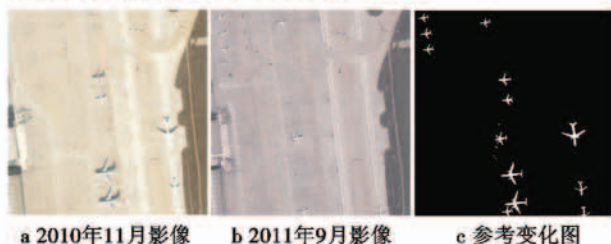


图4 某机场影像

Fig. 4 Images of an airport

变化检测结果如图5所示。

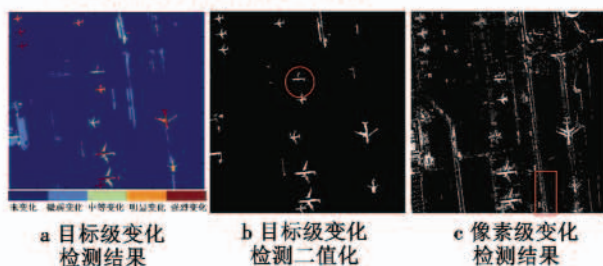


图5 机场影像检测结果

Fig. 5 Change detection of the airport

其中,图5a为本文方法得到的结果,不仅包含变化位置信息,还反映出变化强度。为便于与基于像素的变化检测方法进行比较,将图5a中强度为中等变化以上视为变化区域,二值化得到图5b,方式为:将未变化与微弱变化位置视为不变化区域,其余为变化区域。图5c为基于像素变化向量进行变化检测的结果,变化差异图的分割阈值为95。从中可看出,目标级变化检测的结果区域比较规则,多数对应具有实际物理意义的目标,而像素级的变化检测结果存在大量的椒盐噪声,区域较为破碎。从变化强度上看,由于两个时相影像中飞机在停机坪和跑道上的位置不同,不仅光谱信息发生改变,该区域的纹理、结构信息也发生改变,所以飞机所在位置变化强度大,而机场跑道、停机坪等目标仅由于光照和辐射强度的差异使得光谱有所变化,所以变化强度小。与参考变化图对比,除最右下方的一架飞机外,图5b几乎不受阴影和不同时相影像辐射强

度差异的影响,能够将由飞机在两时相影像中所处位置不同造成的变化信息较为完整地检测出,只有一架飞机(图5b中圆圈内)的部分机翼未检测出,虚假变化信息少。图5c的检测结果中将阴影检测为变化信息,且孤立点和破碎区域的干扰多,因为受辐射差异的影响,存在较多的虚假变化信息,如图5c中矩形区域,在两时相影像中为机场跑道,实际并未发生变化,但由于两个时相的影像光照和辐射强度差异较大,像素级的检测方法将其检测为变化信息。

参考遥感影像分类的评定方法,与基于像素变化向量的变化检测方法在各个分割阈值下得到的结果进行比较,相关的精度指标如表2所示。从中可以看到,本文所提出的目标级变化检测方法的总体精度最高,且虚检率^[10]、漏检率最小^[11-12],Kappa系数最大。

表2 变化检测精度评价

Table 2 Precision of change detection

方法	总体精度/%	虚检率/%	漏检率/%	Kappa系数
像素级(阈值80)	82.45	62.58	18.50	0.3108
像素级(阈值95)	90.01	56.04	30.59	0.4071
像素级(阈值120)	93.32	46.40	44.01	0.4721
像素级(阈值140)	92.83	30.06	48.21	0.4925
本文方法	97.14	14.37	16.33	0.7242

4.2 某新区影像实验

图6为利用本文方法对某新区2007年和2008年局部GeoEye影像进行变化检测的结果,融合方式为IHS融合,粗、细分割尺度分别为30、15。图中,主要变化信息为建筑物和耕地植被两类,主要集中于影像的右上部分。图6b中,矩形区域A和矩形区域B中的主要变化信息为建筑物的建成,道路的铺设以及在建设中车辆等设备对地表的碾压形成的场坪等。图6b中,椭圆区域C中的主要变化信息为原有植被变为平地。图6c准确检测出了上述主要变化信息。根据目视解译,由于建筑物和道路的建设导致地表的光谱特征、纹理和结构特征改变较大,其对应的实际变化强度较大,矩形区域A中建筑物和道路对应的位置在图6c中均检测出变化信息,且其强度多为明显变化或强烈变化,与目视解译较为吻合。从目视解译上看,椭圆区域C在2007年影像中为耕地植被,在2008年影像中变为建设用地,经过土方堆积,人员、车辆碾压形成场坪,地表光谱特征改变较大,其对应的实际变化强度也应较大,但从目视上看,其变化强度不如区域A大。椭圆区域C中场坪对应位置在图6c中多被检测为中等变化或明显变化,也与目视解译吻合。图6b中矩形区域D中变化信息为植被的类型、长势不同所导致,光谱特征发生一定变化,对应的实际变化强度应较小,图6c中对应区域被检测为微弱变化,与实际相符。此外,对

一些典型目标(如新建建筑物),检测到的位置、形状等信息也较为准确,如图 6b 中两处新建建筑,在图 6c 中被准确检测出,其位置、形状与实际符合。

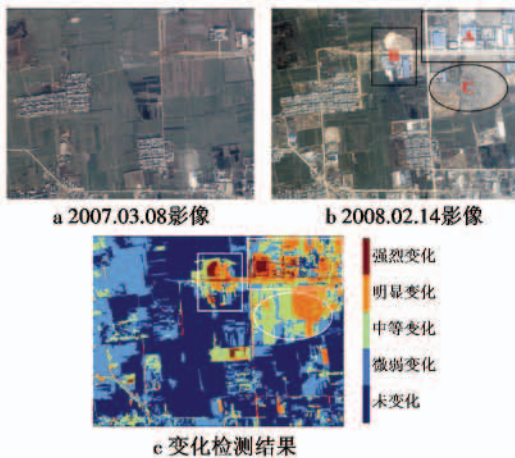


图 6 某新区影像变化检测结果
Fig. 6 Change detection of an area

5 结论

目标级变化检测主要检测具有一定概念意义的对象的变化信息,代表了变化检测的发展方向^[13-14]。本文针对目标级的变化检测问题,将不同时相遥感影像进行融合,对融合影像采用不同尺度进行面向对象的分割,提取各个对象的特征向量进行分析,得到对象的变化信息,最后将不同尺度下的变化检测结果用多值逻辑关系进行决策融合。实验结果表明,本文方法的检测结果受辐射差异影响小,能直接对应于一定概念意义的目标,对变化区域的区域、位置等信息检测准确,且对变化强度的定义与目视解译较为吻合,具有较好的应用价值。

参考文献

- [1] 孙晓霞,张继贤,燕琴,等. 遥感影像变化检测变化检测方法综述及展望[J]. 遥感信息, 2011, 15(1): 119-123.
- [2] GEOFFREY G H. Object-level change detection in spectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(3): 553-561.
- [3] 苏娟,刘代志. 一种目标级的遥感图像变化检测算法[J]. 光子学报, 2007, 36(9): 1764-1768.
- [4] ANDREA S L, ALBERT R, KRIS M H, et al. Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico [J]. Remote Sensing Environ, 2004, 93: 198-210.
- [5] AI-KHUDHALRY D H A, CARAVAGGII I, GIADA S. Structural damage assessments from ikons data using change detection, object-level segmentation, and classification techniques [J]. Photogramm Eng Rem, 2005, 71(7): 825-837.
- [6] 柳思聪,杜培军,陈绍杰. 决策级融合的多分辨遥感影像变化检测[J]. 遥感学报, 2011, 15(4): 846-862.
- [7] 罗小波. 遥感图像智能分类及其应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 182-211.
- [8] 林克正,班守峰,张玉双,等. 一种基于变化向量分析的变化检测方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2008, 13(4): 47-49.
- [9] 陈华华,沈继忠. 基于多值逻辑的模糊逻辑函数规范展开[J]. 浙江大学学报: 理学版, 2002, 29(3): 292-297.
- [10] 孙显,付琨,王宏琦. 高分辨率遥感图像理解[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 1-30.
- [11] 杨胜,李敏,彭振国,等. 一种新的多波段遥感影像变化检测方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 572-578.
- [12] BOVOLO F, BRUZZONE L. A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the polar domain [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(1): 218-236.
- [13] RADKE R J, ANDRA S, AL-KOFAHI O, et al. Image change detection algorithm: A systematic survey [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(3): 294-307.
- [14] 杨萌,张弓. 遥感图像变化区域的无监督压缩感知[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(11): 2081-2087.

欢迎投稿 <http://www.dgykz.com>