

文章编号: 1007-4619(2005)05-0537-07

基于相似度验证的自动变化探测研究

刘 臻^{1,2}, 官 鹏³, 史培军¹, Sasagawa T⁴, 何春阳¹

(1 北京师范大学 资源学院; 2 北京师范大学信息网络中心, 北京 100875;

3 中国科学院 遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101; 4 日本 Pasco 公司 GIS 研究所 153-0043)

摘 要: 变化检测技术越来越多地应用于城市遥感分析和应用领域,但目前城市变化检测的研究主要基于中低空间分辨率的遥感数据,使用的方法也主要是像元直接比较法或者是分类后比较法。提出一种基于变化向量分析和相似度验证相结合的变化检测方法,应用高空间分辨率影像来快速实现城市建筑物、街道等目标的自动变化检测。并详细阐述了变化目标的提取以及验证的方法和过程,其结果真实地反映了地面目标的实际变化程度和类型。

关键词: 高分辨率影像;变化探测;相似度分析

中图分类号: TP751.1/TP391.41 **文献标识码:** A

1 引 言

全球范围内不同尺度的土地利用与土地覆盖变化(LU&LCC)速度惊人,要保持地理空间信息库的实效性必须发展实时、自动的变化检测技术。近 20 年,基于卫星影像和航空影像的变化检测技术越来越多地应用于农业、城市建设、灾害和国家安全等诸多领域,如城市扩展监测、土地资源合理利用调查、森林资源调查、地震灾害检测、洪涝灾害的损失评估以及地图的更新等诸多方面^[1]。但目前许多变化检测方法的研究主要集中在使用中、低空间分辨率(20m 以上)的卫星遥感数据来检测大范围的资源环境和居住区的改变,而基于高空间分辨率影像的变化检测方法研究和应用较少。变化检测有基于差异图像的分析方法、直接分类法、分类后比较法以及混合法等^[2-7]。这些变化检测方法主要停留在像元级的数据导引的基础上,缺少知识导引的特征级变化检测方法,更加缺少自动变化检测方法^[8]。同时,传统意义上的像元比较法很难体现高空间分辨率影像中目标的结构信息,从而导致同一个目标内部出现不同的变化检测结果。而对象比较法面临的

主要问题则是高空间分辨率影像中地物细节过于丰富,难以自动准确地提取目标对象。

本文主要研究基于两个不同时相的高空间分辨率数字航片实现自动变化检测的方法。两个时相图像数据的空间分辨率均为 0.2m,用同一类型的传感器获取,但季相差别较大。变化检测的主要对象为街道和房屋的变化信息,并在变化结果中区分出变化区域、可能变化区域和没有变化的区域。本文提出一种基于图像目标相似度验证的自动变化检测方法。该方法结合了像元比较法和对象比较法的特点,能实现高空间分辨率影像自动、快速和有效的变化检测。变化检测结果同时反映了不同地物目标在不同时相中的变化程度,其更加适宜于高空间分辨率影像中地物目标的复杂性以及地物目标变化的模糊性。这完全不同于传统变化检测中只有“变”与“不变”的结果。

2 数据和研究区域

使用的数据均为 ADS40 SP1 传感器拍摄的多光谱数据,分别拍摄于 2002 年 9 月和 2003 年 4 月,包含 4 个波段,分别为 NIR, R, G 和 B 四个通道,空

收稿日期: 2004-02-12; 修订日期: 2004-06-14

基金项目: 中国科学院海外杰出学者基金资助。

作者简介: 刘臻, 1972 年,男,副教授,1998 年毕业于北京师范大学地图学与遥感专业硕士学位,2004 年毕业于北京师范大学遥感与 GIS 博士学位。主要研究方向为:图像自动配准与变化检测,空间信息技术与流行病学控制等。已经发表论文 10 余篇。E-mail: LiuZhen@bnu.edu.cn

间分辨率为 0.2m。拍摄地点为东京市郊,两次的飞行路线基本一致。两次图像数据的季相差异较为明显,数据区域的土地利用与覆盖类型主要为建筑物、道路、树林与耕地等。

3 方 法

基于相似度验证的自动变化检测方法主要包括图像预处理、差异图像获取、变化像元图像创建、植被变化和噪声信息过滤、变化目标或区域的提取以及变化目标的验证和变化结果输出等过程,其流程如图 1 所示。

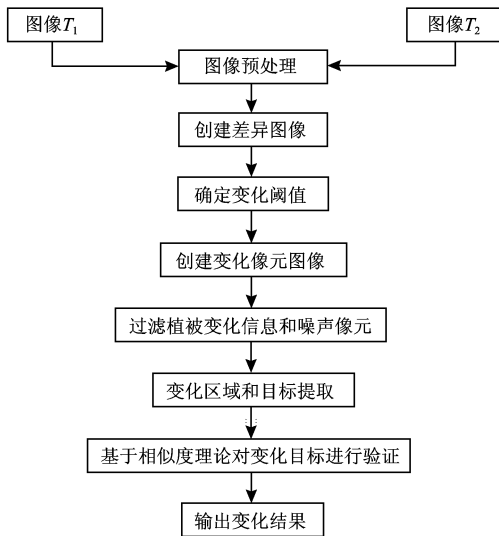


图 1 基于相似度验证的自动变化检测方法流程

Fig 1 Flowchart of automatic change detection based on similarity calibration

3.1 数据预处理

变化检测数据预处理的主要目的是尽量消除非地物本身变化引起的差异,主要包括辐射标准化和图像的几何配准两个过程。辐射标准化采用直方图匹配法来实现,基本原理为选择前一时相的图像为匹配标准图像,尽量使待配准图像灰度值的最小值、最大值和平均值与标准图像的最小值、最大值和平均值接近,以减少传感器性能衰减、地物光照变化和大气影响等因素对变化检测结果的影响。

图像与图像间的几何配准精度对变化检测的结果有着直接影响,在该研究中图像的几何配准是通过计算机自动来完成的。其主要步骤包括:模板自动选取、模板搜索、相似度计算、几何配准参数确定、检测区提取(即匹配后的重叠区域)。

3.2 创建差异图像

目前产生差异图像的方法主要有差值法、变化向量分析法和主成分分析法^[9],根据使用的航空影像数据的特点,选择利用变化向量分析法来产生两个时相的差异图像。

变化向量是描述从时相 1 到时相 2 变化的方向和大小的光谱变化矢量。设时相 1、2 的 4 个通道图像的像元灰度级矢量分别为 $G = (g_{NR}, g_R, g_G, g_B)^T$ 和 $H = (h_{NR}, h_R, h_G, h_B)^T$,则变化矢量为

$$\Delta G = G - H = \begin{pmatrix} g_{NR} - h_{NR} \\ g_R - h_R \\ g_G - h_G \\ g_B - h_B \end{pmatrix}$$

ΔG 包含了两幅图像中所有变化信息,变化的强度由 $\|\Delta G\|$ 决定:

$$\|\Delta G\| = \sqrt{(g_{NR} - h_{NR})^2 + (g_R - h_R)^2 + (g_G - h_G)^2 + (g_B - h_B)^2}$$

然后使用 ΔG 作为像元值生成差异图像。

3.3 获取变化像元图像

变化像元图像的生成实际上是将差异图像分类成“变化像元”和“非变化像元”,因此它也可以说是一个分类的问题^[10]。但目前基于差异图像的非监督变化检测的一个主要问题就是缺乏有效的方法来自动区分差异图像中的变化像元和非变化像元^[9]。创建变化像元图像主要有两种方法:阈值法和分类法。这些方法基本上都是应用统计模型和贝叶斯决策理论来对差异图像进行分类或者选择阈值。如:Kittler and Illingworth 算法, Huang and Wang 算法, Otsu 算法以及期望最大算法(EM)等^[11]。对于自动变化检测,阈值法是一种常用的方法,即寻找一个合适的阈值将差异图像的像元划分为“变”与“不变”两种类型。在基于差异图像的变化检测中,阈值的确定方法一直是大家研究的焦点。陈晋^[12]提出了一种基于典型变化区域的双窗口变步长的阈值搜寻法,但是在该方法中阈值的确定需要典型变化训练区的选取,属于一种监督型变化检测方法,不能实现变化的自动检测。目前广泛使用的阈值分析方法是基于一种假设,那就是在研究区域中只有小部分像元发生了改变。在该假设下,差异图像中像元值的密度函数可以与非变化像元的密度函数等同起来。这样差异图像中灰度值与差异图像密度函数均值差异较大时则认为是变化像元。这些方法主要基于单

个像元进行统计分析和进行“变化”阈值的确定,并没有考虑到像元的空间邻域信息,因此使用这些阈值确定方法后,往往会出现一个目标内部部分像元划分为变化像元,而另一部分则划分为不变像元。于是一些研究人员提出基于马尔可夫随机场理论在差异图像的分析中加入像元的空间上下文信息来确定变化像元和非变化像元^[13]。无论阈值如何确定,它总是不能很好地解决视觉上的变化和事物真实变化之间的关系,尤其是在高分辨率的影像中该问题就变得更加复杂,如城市中树木的季节变化对道路的遮挡变化以及阴影等问题。因此,阈值确定方法的好坏和选择只能是相对的,需要根据数据特点和变化检测的不同要求决定。阈值不能完全将变化检测的信息正确地提取出来,变化检测的结果还是需要一定的方法验证。本文根据“基于相似度验证实现自动变化检测”的方法和特点,提出了应用突变检测原理和直方图分析的方法确定变化阈值,可以应用于高空间分辨率影像的城市变化检测中。

在高空间分辨率影像中,目标具有面状特点,一个或者多个目标发生变化时,在变化像元数与阈值的关系曲线中将有较为明显的突变点。由于基于相似度验证的变化检测方法将对变化像元图像进行变化对象提取和自动验证,因此确定的变化阈值 T 并不需要保证检测的结果都是肯定发生变化的像元,只需要阈值 T 能区分出像元的光谱发生了明显变化的情形,即产生的变化像元中有地物性质发生改变的像元和“伪”变化像元。如果 T_c 表示肯定发生变化的阈值, T_u 表示肯定没有发生变化的阈值(图像中稳定的地物,如大部分建筑物和街道不同时间光谱差异值)。则基于突变检测到的阈值应该是小于 T_c , 大于 T_u 并接近 T_u 的突变点。本文运用直方图分析的方法来寻找突变点。设变化像元总数 P_{num} 与变化阈值 T 的关系表示为: $P_{num} = f(T)$, 未变化像元的总数: $P'_{num} = S - P_{num}$ 。 S 为图像像元数。在一般情况下,随 T 的增大 P_{num} 将减小, P'_{num} 则增大。但是随着阈值 T 增大到某个值时, P_{num} 和 P'_{num} 的变化将出现相对稳定。反之,随着 T 的减小 P_{num} 出现突变的点则成为变化阈值点,如图 2。这样就可以通过求 $f(T)$ 的一阶导数和二阶导数来确定变化阈值。然后使用变化阈值对差异图像进行布尔化,产生变化像元图像。

3.4 变化目标提取

变化目标提取主要是将变化像元进行合并,并

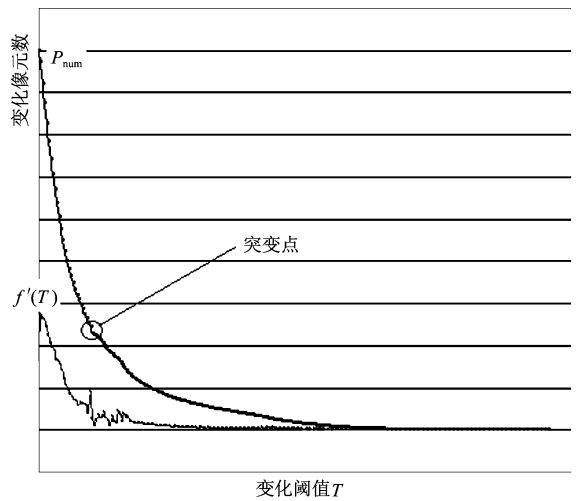


图 2 变化像元数突变点示意图

Fig 2 The conception of break point for the number of change pixels

过滤掉植被变化像元和动态变化目标,如汽车等,以便能提取建筑物和街道发生变化的区域。由于同一目标内部灰度不均一,得到的变化像元图中同一目标可能变得破碎,所以首先要对像元进行合并,合并的方法是像元之间的空间距离小于某个阈值进行归并,这样可以得到变化像元图斑。

植被变化信息的过滤方法是计算不同时相的植被覆盖度确定植被像元,然后将变化图像中相应位置的像元值设置为 0,表示该变化像元是因为植被的季相变化引起的。植被覆盖度的计算方法如下:

首先计算每个像元的 NDVI 值,计算公式为

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$$

求像元的植被覆盖度:

$$N_c = (NDVI - NDVI_{min}) / (NDVI_{max} + NDVI_{min})$$

计算变化图斑中植被像元的比例:

$$N_r = \frac{\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m F(N_c(x, y))}{nm}$$

$$F(N_c(x, y)) = \begin{cases} 0 & (IF(N_c(x, y) < N_{cThreshold})) \\ 1 & (IF(N_c(x, y) \geq N_{cThreshold})) \end{cases}$$

其中 $N_{cThreshold}$ 表示植被像元的植被覆盖度阈值,超过阈值则表明该像元为植被像元。如果变化图斑相应两个时相的植被像元比例 N_r 都很高,则表明该变化图斑为植被的季相变化,应去掉。

过滤汽车等动态目标产生的变化像元以及因匹配误差引起的破碎像元主要是通过图斑的面积设定

过滤的条件。基本方法是使用空穴检测算法对变化图斑进行空穴检测,并计算每个图斑的面积,如果面积小于给定的阈值,则将该图斑内像元设置为非变化像元。同时,汽车等动态目标具有特殊的空间分布特征,如道路上、停车场和房屋旁等,所以还可以根据目标之间的位置关系进行过滤。

3.5 变化目标验证

在已经获得的变化区域图像中,实际上有许多变化图斑是因为辐射、阴影、物体遮挡以及房屋的季节性变化(如颜色改变)等因素引起的。本文提出一种基于图像相似度分析的方法来对变化区域进行验证,并根据相似度的大小区分变化图斑是否真正发生变化。其基本原理是计算变化图斑对应两个时相中原始图像区域的相似度,以判断发生变化的程度,从而将变化图像再划分出变化区域、可能变化区域以及非变化区域。目前图像相似度的计算方法很多,主要基于两种类型:一种是基于灰度进行直接计

$$S(A, B) = \frac{\sum_{x \in A} \sum_{y \in B} (A(x, y) - A_{mean}) \times (B(x, y) - B_{mean}) \times C(x, y)}{N \sum_{x \in A} \sum_{y \in B} (A(x, y) - A_{mean})^2 \times C(x, y) \times \sum_{x \in A} \sum_{y \in B} (B(x, y) - B_{mean})^2 \times C(x, y)}$$

其中 A_{mean} 表示时相 1 变化区域中变化像元的梯度平均值, B_{mean} 表示时相 2 变化区域中变化像元的梯度平均值。 $C(x, y) = 1$ 表示变化像元,为 0 时则为非变化像元。所以该公式计算的是时相 1 中的变化像元和时相 2 中的变化像元之间的相似程度。由于阴影和辐射强度差异产生的变化区域的相似度将比其它变化类型区域高,因此使用该方法可以快速排除一些因为辐射强度、阴影遮挡和房屋颜色变化等引起的变化图斑。

在本文的研究中还提出了一种基于纹理特征相似度的验证方法,以弥补基于梯度特征的相似度验证存在的不足。梯度特征的相似度计算是根据每个像元与相邻像元的灰度变化特征逐个像元进行计算的,因此可以适用于某个区域或目标整体亮度和色彩变化的验证。而基于纹理特征的相似度则能更好地反映不同时间的相同目标内部结构是否发生变化。基于纹理特征相似度的验证方法是首先计算两个时相变化区域的纹理特征,然后使用纹理特征值计算变化区域的相似度。由于计算纹理特征的方法很多,本文采用基于灰度共生矩阵的方法计算纹理特征。

首先计算变化区域像元的灰度共生矩阵,计算公式为:

算,如灰度距离法、归一化积相关法、贝叶斯景象匹配法等^[14]。但该类方法计算量大,抗灰度和几何畸变的能力弱。另一类则是基于特征变换的相似度计算,如提取边缘和具有几何形状的目标、图像的不变矩、纹理特征等^[14],但该类方法抗噪声的能力弱。在本文中采用两种基于特征的相似度分析算法实现变化目标的验证。一个是基于梯度特征的相似度验证;另一个是基于纹理特征的相似度验证。

基于梯度特征的相似度验证方法包含两个步骤:首先求两个时相变化区域的梯度图像,梯度计算采用 Robert 梯度算子^[15]。然后对两个时相变化区域的梯度像元进行相似度计算,相似度的计算方法如下:

设 $A(x, y)$ 表示时相 1 图像的变化区域梯度像元, $B(x, y)$ 表示时相 2 图像的变化区域梯度像元, $C(x, y)$ 表示变化图像中变化区域像元。则相似度可以表示为:

$$P_{mn} = \frac{F(m, n, d, \alpha)}{\sum_m \sum_n F(m, n, d, \alpha)}$$

其中 $F(m, n, d, \alpha)$ 表示像元值分别为 m 和 n 距离为 d 而且方向为 α 的像素点对出现的频率。如果选择 4 个方向 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$), 纹理窗口大小为 11×11 进行计算用于纹理分析的 6 个特征值:对比度、纹理方差、共生和均值、共生和方差、共生差均值、共生差方差^[16]。这样就可以组成一个 4 行 6 列的纹理特征值矩阵,该矩阵能综合反映每个像元的纹理特征。然后使用下面公式计算变化区域中每个像元在不同时相的纹理特征相似度:

$$S(A(x, y), B(x, y)) = \frac{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^6 T_{ij}^A \times T_{ij}^B}{\sqrt{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^6 (T_{ij}^A)^2 \times \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^6 (T_{ij}^B)^2}}$$

则变化区域不同时相目标之间的相似度可以表示为:

$$S(A, B) = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M F(S(A(x, y), B(x, y)))}{M \times N}$$

其中 $F(S(A(x, y), B(x, y)))$ 表示当像元的相似度超过某个阈值(如 0.5)时,则等于 1, 否则为 0。通过对不同变化区域的相似度的计算,就可以通过相似度的大小来确定变化区域的变化强度以及是否真

正发生变化。即相似度大于某个较大的阈值时,则认为该区域没有发生变化;如果相似度小于某个较小阈值,则认为发生变化。而相似度位于该两个阈值之间时,则认为是可能变化区域,需要实地验证。

4 实验结果

本文选择了 1km^2 的区域并将图像分割成若干小区域进行了测试,结果表明通过基于变化图斑验证的方法来实现高空间分辨率影像的快速变化检测是非

常有效的。通过变化向量法和变化阈值自动确定法产生的变化像元图像能真实地反映变化情况,从图 3 可以看出变化像元包含了建筑物的改变、植被季节变化、阴影以及动态目标等多种类型的变化信息。

通过变化目标提取以及对植被变化像元、动态目标和因匹配差异产生的破碎像元的过滤则可以得到与房屋或街道有关的变化区域,如图 4。从图 4 中可以看出 2号变化区域是由于房屋拆迁引起的变化,1、3区域则是由阴影产生的变化信息。5号区域是由于树木对房屋的遮挡产生的变化。



图 3 左侧为 2002年图,中间为 2003年图,右侧为变化像元图
Fig 3 Image in 2002, image in 2003 and chang pixels image



图 4 提取的变化区域或变化目标图
Fig 4 The image of change area or change object

对这些变化区域进行相似度验证后发现,由于光照强弱变化和阴影差异产生的变化区域 1和区域 3的相似度都较高,基于梯度特征和纹理特征的相似度均超过了 0.7。而区域 2因为房屋拆迁,区域内部结构发生明显的改变,相似度则较小,基于梯度特征和基于纹理特征的相似度分别为 0.30和 0.23,可以看出基于纹理特征的相似度验证更适用于区域内部结构的变化,尤其是地震后房屋倒塌的变化检测。而对于光照强弱和颜色改变产生的变化

区域,这两种相似度的验证方法均能取得较为一致的结果,如表 1。对变化区域进行相似度验证的结果表明了相似度的大小与地面目标实际变化情况是呈正相关的,不同的验证方法对不同变化类型的反应效果是不一样的,这为变化目标的筛选提供了依据。

同时,本文还使用分类法和线特征比较法对相同区域进行了实验,分类法检测得到的变化区域达到 23个,大多数为分类误差和阴影产生的变化图

表 1 变化目标相似度验证结果

Table 1 The result of change object calibration based on similarity

变化区域 编号	梯度 相似度	纹理 相似度	验证结果	备注
1	0.743	0.745	非变化区域	主要是亮度变化
2	0.305	0.23	变化区域	主要是结构变化
3	0.861	0.825	非变化区域	主要是亮度变化
4	0.476	0.283	可能变化区域	覆盖物变化
5	0.139	0.256	变化区域	结构和亮度变化

斑。而线特征比较法获得的不匹配线也较多,需要利用先验知识进行过滤以及后验证,主要是由于地物遮挡和光照差异等因素导致的线特征提取误差产生的变化。

5 结 论

在高空间分辨率影像的变化检测中,基于相似度验证的变化检测方法抗噪声干扰的能力比分类方法更强。由于高分辨率图像中,地物内部光谱分异明显,容易受到各种噪声因素的影响,由此产生的变化信息量大,但是许多变化都属于“伪”变化。使用相似度验证的方法中,通过对差异图像进行阈值化,一定程度上可以消除部分噪声的干扰。同时,对噪声的过滤和变化目标的提取一定程度上减少了由动态目标和匹配误差产生的变化图斑。在分类方法中,变化结果的产生是通过分类结果进行比较获得的,而这些噪声将影响到分类的结果,从而使误差得到了累积。

使用分类法来实现高空间分辨率影像的变化检测主要面临的问题是分类难度大,变化检测效率低。高空间分辨率影像中地物细节过于丰富,经常很难对某一类型的地物(如房屋)进行统一分类,一般情况下只能对单个目标进行分类(即基于对象进行分类),而不是基于单个像元进行分类。

在高空间分辨率影像中,纹理信息能有效地识别变化区域和变化性质。高空间分辨率影像中,目标地物的纹理信息更加丰富,而且与光谱特征相比,其不易受成像条件改变的影响,具有较强的稳定性。因此,基于相似度验证的变化检测方法为高空间分辨率图像的变化检测提供了一种快速有效的手段。但是,由于传感器和飞行路线引起的图像差异将影响变化检测的结果,为了提高变化检测的准确度,还

需要更多的辅助信息支持,如 DSM 数据。

参 考 文 献 (References)

- [1] Gong P, Xu B. Remote Sensing of Forests over Time: Change Types, Methods, and Opportunities[A]. Woulker M, Franklin S E. Remote Sensing of Forest Environments: Concepts and Case Studies[M]. Kluwer Press, Amsterdam, Netherlands, 2003.
- [2] Woodcock C E, Maconber S A, Pax-lenny M, et al. Monitoring Large Areas for Forest Change Using Landsat: Generalization Across Space, Time and Landsat Sensors[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 78: 194-203.
- [3] Gong P. Change Detection Using Principal Component Analysis and Fuzzy Set Theory[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1993, 19(1): 22-29.
- [4] Neil C, Rowe Lynne L, Grewe. Change Detection for Linear Features in Aerial Photographs Using Edge-Finding[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(7): 1608-1612.
- [5] Paul C, Alessandro A. Toward Specification-Driven Change Detection[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1484-1488.
- [6] Shi P J, Gong P, Li X B, et al. Method and Practice of Land Use/Land Cover Change Study[M]. Science Press, Beijing, 2000. [史培军, 宫鹏, 李晓兵等. 土地利用 覆盖变化研究的方法与实践[M]. 北京: 科学出版社, 2000.]
- [7] Rowe N, Grewe L. Change Detection for Linear Features in Aerial Photographs Using Edge-Finding[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(7): 1608-1612.
- [8] Li D R. Change Detection Using Remote Sensing Imagery[J]. Journey of Wuhan University (Information Science), 2003, 28(S5): 7-11. [李德仁. 利用遥感影像进行变化检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2003, 28(特5): 7-11.]
- [9] Bruzzone L, Prieto D F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1171-1182.
- [10] Derrade S, Mercier G, Pieczynski W. Unsupervised Change Detection in SAR Images Using a Multicomponent HMC Model[C]. Multi-Temp'03, Ispra, Italy, July 16-18, 2003.
- [11] Melgani F, Moser G, Sepico S B. Unsupervised Change-detection Methods for Remote-sensing Images[J]. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2002, 41(12): 3288-3297.
- [12] Chen J, He C Y, Shi P J, et al. Land Use/Cover Change Detection with Change Vector Analysis (CVA): Change Magnitude Threshold Determination[J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(4): 259-266. [陈晋, 何春阳, 史培军等. 基于变化向量分析的土地利用 覆盖变化动态监测(D)——变化阈值的确定方法[J]. 遥感学报, 2001, 5(4): 259-266.]

- Image Processing, 2002, 11(4): 452-465
- [14] Yang X G, Miao D, Fu G Y. A Hierarchical Matching Algorithm Based on Image Physical Feature[J]. Computer Engineering and Application, 2002, 38(10): 106-108 [杨小冈, 缪栋, 付光远. 一种基于图像物理特征的分层匹配算法 [J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(10): 106-108]
- [15] Sun Z K, Shen Z K. Process and Application of Digital Image [M]. Publishing Company of National Defence Industry, Beijing, 1985 [孙仲康, 沈振康. 数字图像处理及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1985]
- [16] Chen Z P, Deng P, Chong J S et al. Application of Textural Features to Change Detection in SAR Image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2002, 17(3): 162-166 [陈志鹏, 邓鹏, 种劲松等. 纹理特征在 SAR 图像变化检测中的应用 [J]. 遥感技术与应用, 2002, 17(3): 162-166]

Study on Change Detection Automatically Based on Similarity Calibration

LIU Zhen^{1, 2}, GONG Peng³, SHI Pei-jun¹, Sasagawa T⁴, HE Chun-yang¹

(1. College of Resource Science & Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Center of Information & Network Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

3. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

4. Institute of GIS, Pasco Corp, Tokyo)

Abstract As human activities expanding, land use and land cover change very quickly at different scales all over the world. Remote sensing becomes a major tool to acquire information of LUCC. In recent years, the continuing development of remote sensing technology provides us a large amount of remote sensing data at high spatial, spectral and temporal resolutions. Advances in remote sensing science and diversity in high resolution data hold great promise for improving the precision of information extraction and change detection, which also make change detection of land use and land cover at different scales from global scale to local scale more difficult. However, conventional remote sensing change detection techniques are inefficient due to the high spatial heterogeneity of inner objects in the image, more textures, more details and clear edges. Moreover, the requirement for real time and effective change detection methods and large size of high spatial resolution imagery cells for development of more automatic techniques of change detection. The method of change detection based on integration of change vector analysis and similarity calibration is presented for high spatial resolution data. It can be used to detect the change of building and street quickly and automatically. In this paper, we present details of the method of change object extraction and verification. The methods are illustrated with an airborne linear scanner sensor image over the suburb of Tokyo city, Japan. The result of change detection will be compatible to complexity and fuzzy degree of change of object in high spatial resolution imagery at different times, which is distinguishable to the results using conventional change detection, in which the result only provide “change” and “no-change”. The experimental results suggest that change detection based on object similarity calibration is more reliable, efficient than post classification change detection using high spatial resolution imagery.

Key words high resolution imagery; change detection; similarity calibration