

基于时空域密度异常的土地利用/土地覆盖短期变化检测

钱峻屏^{1,2}, 黎 夏¹, 叶嘉安³, 艾 彬¹, 陈晓越³, 王 芳¹

1. 中山大学 地理科学与规划学院, 广东 广州 510275;

2. 广州地理研究所 广东省遥感与 GIS 重点实验室, 广东 广州 510070;

3. 香港大学 城市规划及环境管理研究中心, 中国 香港

摘 要: 论文分析了时间序列遥感影像中土地利用/土地覆盖短期变化的特点及其时空异常特征, 认为和环境、物候等因素造成的影像变化相比, 由人为活动引起的土地利用/土地覆盖变化具有典型的时间和空间异常特征, 并提出了基于密度异常的土地利用短期变化检测方法。研究工作选取珠江口地区 1—5 月作物生长期间的 3 个时间序列 Radarsat 雷达影像进行试验, 在影像分割的基础上, 构建了基于对象的特征变化矢量, 并将密度异常检测算法(DBAD)扩展到变化矢量的 N 维特征空间上, 运用随机搜索策略确定检测参数, 对 Radarsat 时间序列变化矢量中的“小模式”事件进行了检测。检测结果认为, 密度异常检测算法检测的是变化矢量在特征空间的密度分布, 与变化矢量的强度和方向无关, 因此能在时间序列影像中分离出由典型的、正常的作物生长或农事活动引起的影像光谱或回波变化, 进而识别出由人为活动或突发事件导致的土地利用/土地覆盖变化, 这是通常的图像差值等方法难以做到的。进一步的抽样检测说明, 密度异常检测方法对新增建设用地的检测准确率最高(>88%); 林地地表覆盖相对稳定, 检测误差也很低(8%); 农用地和养殖水面的异常变化检测误差在 11%—22% 之间; 较大的检测误差主要集中在建设用地、农用地和未利用地之间的转换(16%—25%); 此外, 养殖水面的检测误差主要集中在河流沿岸及水面变化较大的养殖区域。影像分割结果特别是一些线状分割图斑以及混合地类图斑对误差也有一定的影响。

关键词: 土地利用/土地覆盖, 短期变化, 变化检测, 密度异常检测

中图分类号: TP79

文献标识码: A

1 引 言

变化检测是通过分析不同时期影像上的光谱差异, 检测和识别地表实际发生的变化方法。卫星遥感具有较强的重复轨道能力和稳定的观测性能, 是进行区域土地利用/土地覆盖变化监测的有效工具, 在快速发展的城市化地区, 利用遥感方法进行土地利用/土地覆盖的短期动态变化监测意义重大(吴建平, 1999)。

由于影响遥感影像光谱变化的因素非常复杂(马建文等, 2004), 为确保变化检测的准确性, 通常的做法是尽量选取同一遥感观测平台、相同季节、相同气象条件, 且成像参数(如太阳高度角等)基本

接近的遥感影像来进行, 以减小物候和环境变化造成的辐射差异。但在土地利用/土地覆盖短期变化监测中, 由于观测时间间隔短, 遥感影像记录的往往是不同季节、不同环境条件下的地表光谱特征, 其中除了实际发生的土地利用/土地覆盖变化外, 还包括因地物自身物理特性改变导致的影像光谱变化, 如叶绿素浓度变化等, 以及大气、降水等环境因素导致的影像光谱变化。其中, 后者的影响通过辐射校正(Song, 2001; Chen, 2005)可以部分地消除; 而前者随农事、物候期的更替, 地物光谱(特别是农用地和植被覆盖区)在短时间内发生明显的变化, 这在遥感影像中往往容易与实际发生的土地利用/土地覆盖变化相混淆, 给变化检测造成困难。作者(2007)

收稿日期: 2007-12-19; 修订日期: 2008-08-07

基金项目: 香港科研基金会(RGC)(编号: HKU 7301/04H); 国家自然科学基金(编号: 40071060); 国家杰出青年基金资助项目(编号: 40525002)。

第一作者简介: 钱峻屏(1972—), 女, 副研究员, 南京大学大气物理与大气环境专业学士, 中山大学地图学与地理信息系统博士, 目前主要从事雷达遥感、土地利用/土地覆盖变化监测及城市环境遥感等方面的研究工作。

通讯作者: 黎夏(1962—), Email: lixia@mail.sysu.edu.cn.

曾经对雷达影像后向散射系数的短期变化模式进行过探讨,认为特定的土地利用/土地覆盖类型,其后向散射系数具有一定的时、空变化规律,这一规律可以通过时间序列模型加以模拟,并在模拟结果基础上对研究区域的土地利用/土地覆盖变化进行检测,但该方法需要较为准确地提取地表辐射随时间的变化规律,这在实际应用中有一定的困难。

异常 (Outlier, Amomaly) 的概念较早地由 Hawkins(1980)和 Barnett(1994)提出并定义为“与众不同的数据”。异常检测算法通过确定检测目标的行为规则与正常或普遍的行为方式有显著的不同,从而发现这种即不属于背景也不属于某种特征聚类的“小模式”现象。在地学遥感领域,异常检测算法较早地被引入高光谱图像分析中,进行高维数据空间下的目标自动检测与识别,实验证明,异常检测算法能够在缺乏背景及目标先验信息的条件下,直接检测与周围景物光谱存在明显差异的信号位置,确定目标(陈蜜等, 2006; 路威等, 2006)。近年来,异常检测方法开始被更多地引入到遥感和 GIS 数据研究中,并发展出基于时空异常的目标检测方法。例如 Chen(2006)等利用多尺度滤波后的 DEM 数据,对不同时相的海岸带地形地貌数据进行了时空序列分析,检测得到不同空间尺度下的海岸带异常变化; Gauthier 等(2001)采用滑动窗口差分 and 廓线分析方法,对高分辨率影像上线状地物沿线的小尺度异常进行了检测,取得了较高的检测精度,试验结果认为算法中检测参数的选择和小尺度异常的定义与研究区域的景观及图像的纹理特征密切相关;此外, Liu 等(2006)在纹理分析基础上,建立了背景场的高斯分布模型,用以检测与背景场存在明显差异的人造目标,检测试验证实了基于高斯模型的纹理异常检测方法 (TBAD) 对不同尺度和形状人造目标的检测效果。

不足的是,上述研究中都将空间异常定义为在邻域空间中特征值存在明显不同的空间单元(Kou, 2006),即异常目标的检测只能在对象的邻域范围内进行,在实际的土地利用/土地覆盖变化监测中,这样的定义显然不符合实际情况。以耕作中的稻田为例,在水稻的插秧、分蘖和抽穗期,由于田中水分随作物生长变化明显,稻田区在影像上的变化远远超过邻近其他人造目标或农作物区,极易被检测为异常目标,而实际上,这是水稻种植区在不同物候条件下的正常现象,并且在同一时期内,这一类型的变化在整个水稻种植区内普遍存在。因此,如果简单地采用上述空间异常定义进行土地利用/土地覆

盖的遥感变化检测,在一些典型的作物或植被生长区内,会造成大量的虚警,而其他的异常模式又无法被发现,导致漏检。因此,本文认为在现有的空间异常定义以外,还应该包含这样一类事件,即事件的发生在时间和空间上均偏离了整体(而非邻域)的正常特征,在整体事件中是一种“小模式”现象,基于这一思路,本文引入密度异常检测方法,对遥感影像中土地利用/土地覆盖短期变化中的“小模式”事件进行了检测试验,得到一些初步结果。

2 方 法

2.1 变化类型与异常

造成不同时相遥感影像光谱变化的原因很复杂,既包括地表环境变化、植被自身的物理化学特性变化、成像时环境因素的变化,以及传感器性能的微小变化等,也有人为因素和突发事件等造成的土地利用/土地覆盖变化。和后者相比,观测系统、环境因素以及植被作物生长造成的遥感影像变化在一定区域内往往表现为一种整体的、一致的变化,而人为因素和突发事件导致的土地利用/土地覆盖变化则是一些“孤立”的、“不可逆”的变化事件。表 1 是对造成遥感影像变化的主要原因及其特征的分析。

如表 1,在导致遥感影像变化的各种因素中,由土地利用/土地覆盖变化导致的遥感影像变化具有典型的时间和空间变化异常的特征;由降水、大气等其他因素造成的影像变化,虽然在时间上有一定的随机性、突发性,但由于其影响范围广、涉及面大,因此对整景影像,其变化特征基本相似,不存在空间异常;而由植物的生物特性导致的变化在时间序列影像上则表现为渐变过程,在空间上也具有整体的一致性和同步性,因此在影像的时间和空间特征上不存在异常。利用土地利用/土地覆盖变化的这一时空异常特征,可以实现对土地利用/土地覆盖短期变化的遥感检测。

2.2 基于对象的特征提取及变化矢量构建

在实际的地理环境中,土地利用/土地覆盖变化多是以地块为单位发生的,因此选择基于对象的变化检测单元更加符合土地利用/土地覆盖变化的实际情况。与像元级分析方法相比,基于对象的影像分析方法可以综合地块单元的形状、位置、空间分布等多种特征进行分析,更加接近“人工”目视解译的行为模式,因此影像分析精度更高(Tom, 1999; Hazel, 2001),而且还可以有效压缩数据,提高运算效率(Ofer, 2005)。

表 1 造成遥感影像变化的主要原因及其特征

变化原因	来源	性质	影响范围	特征	异常性	
					时间异常	空间异常
1 观测系统变化	系统内部	系统性	整景影像	整体一致性		×
2 大气环境变化(雾、霾、降水等)	环境因素	随机性	整景影像	整体一致性		×
3 地表环境变化(土壤含水量等)	环境因素	随机性	整景影像	随下垫面性质变化		×
4 植被的物理化学特性变化	植被生物特性	渐变性 可逆性	影像局部 植被覆盖区	随物候、农事有规律、 连续地变化	×	×
5 土地利用/土地覆盖变化	人为因素/突发事件 (火灾、水淹等)	不可逆	影像局部少量	突发性孤立事件		

对象单元的划分通过影像分割来实现(Baatz, 2004),即采用区域增长算法,根据图像的纹理、形状及色调等特征,合并同质像元或同质图斑,分割异质像元或异质图斑,最终将影像分割成具有特定形状和光谱特征的图斑单元。

变化矢量的构建是变化检测的基础。李月臣(2005)、王坚等(2005)曾利用时间序列影像构建变化矢量,进行土地利用/土地覆盖分类;Byrne等(1980)则在主成分分析基础上建立变化矢量,以消除由背景及噪声对影像的影响;此外,缨帽变换等具有明确物理意义的波段组合也被用于构建变化矢量(Crist, 1984)。本文中,变化矢量建立在分割后的图斑单元基础上,对所有图斑单元分别计算其光谱、形状及纹理特征,设任一图斑单元在 t 时刻的特征值为 $X^t = (x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t, \dots, x_N^t)$,则该图斑单元在 $(t-1)$ 到 t 时刻的变化矢量可表示为:

$$X(t-1, t) = \begin{pmatrix} X^t \\ X^{t-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t, \dots, x_N^t \\ x_1^{t-1}, x_2^{t-1}, \dots, x_n^{t-1}, \dots, x_N^{t-1} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, N 为特征矢量的长度, x_n^t 为影像对象在 t 时刻的第 n 个特征属性的值,变化矢量 $X(t-1, t)$ 反映了图斑单元各特征值在 $(t-1)$ 时刻到 t 时刻的变化强度和方向。

2.3 密度异常检测

最早给出密度异常定义的是 Ramaswamy 和 Rastogi(2000),他们给每个数据赋予一个局部异常属性(Local Outlier Factor, LOF)作为度量数据异常程度的因子,当检测对象的邻域数量大于预先设定的阈值,即同类型变化对象的局部数量足够多,即认为该对象所发生的变化为正常变化。LOF 的计算方法较简单但时间代价很高,随着数据维度的增加,时间消耗巨大。Huang 等(2005)随后提出的基于随机搜索策略的异常检测(SODSS),针对大数据量的时空数据挖掘给出了更为优化的检测算法。本文基于 SODSS 检测算法,将密度异常检测扩展到 N 维的特征空间上,以实现异常变化矢量图斑的检测。具

体算法如下:

(1) 令分割后的图斑对象集为 D , 对任意两个相邻时刻 $(t-1)$ 和 t , 任意一个图斑对象 i 的特征值变化矢量 $X_i(t-1, t)$ 在 N 维特征空间中可表示为一个向量 p , 用欧式距离定义数据集中任意两个图斑对象 i 和 j 所对应的变化矢量间的距离 dist , 则有:

$$\begin{aligned} \text{dist}\{X_i(t-1, t), X_j(t-1, t)\} \\ = \text{dist}\left\{\begin{pmatrix} X_i^t \\ X_i^{t-1} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} X_j^t \\ X_j^{t-1} \end{pmatrix}\right\} \quad (i \neq j) \quad (2) \\ = \text{dist}\left\{\begin{pmatrix} x_{i,1}^t - x_{j,1}^t, \dots, (x_{i,n}^t - x_{j,n}^t), \dots, (x_{i,N}^t - x_{j,N}^t) \\ (x_{i,1}^{t-1} - x_{j,1}^{t-1}), \dots, (x_{i,n}^{t-1} - x_{j,n}^{t-1}), \dots, (x_{i,N}^{t-1} - x_{j,N}^{t-1}) \end{pmatrix}\right\} \end{aligned}$$

式中, X_i 和 X_j ($i \neq j$) 分别为第 i 和第 j 个图斑对象的变化矢量, $x_{i,n}^t$ 为第 i 个图斑在 t 时刻的第 n 个特征属性值。为确保“小概率”事件能远离其他事件,特征变量的选取要能使异常图斑对象的变化矢量远离其他图斑对象的变化矢量;

(2) 对任意变化矢量 p , 定义变化矢量 p 的影响邻域 $\text{Neib}(p)$ 为以 p 矢量为中心, 所有到 p 矢量的距离小于或等于邻域参数 Eps 的变化矢量所组成的区域, 即:

$\text{Neib}(p) = \{q \in D\}$, 其中 $\text{dist}(p, q) \leq \text{Eps}$, 且 $q \in C$ C 为任一非空矢量集, Eps 为异常检测邻域参数。进一步定义 p 为中心矢量, 则 p 的邻域就是除 p 以外 p 的影响邻域内的任何一个变化矢量;

(3) 变化矢量的局部稀疏度检测。定义 MinVets 为异常检测密度参数, 对于变化特征矢量空间中的某一变化矢量 p , 如果其影响邻域内的变化矢量的个数大于 MinVets , 则变化矢量 p 为邻域密集矢量, 称 p 矢量为核心矢量; 如果变化矢量 p 邻域内的变化矢量个数小于 MinVets , 则 p 矢量及其邻域为非密集区; 如果变化矢量 p 为某核心矢量的邻域, 但 p 矢量的邻域为非密集区, 则称 p 矢量为边界矢量;

(4) 密度异常检测。定义密度异常矢量为变化矢量集合中既不是核心矢量, 也不是边界矢量的那些变化矢量的集合, 即如果 $\text{Neib}(q) < \text{MinVets}$, 并

且 $\forall p \in D$, 如果 $|\text{Neib}(p)| > \text{MinVets}$, 则 $q \notin \text{Neib}(p)$ 。此时, 称 q 为密度异常矢量, 即 $\text{Outlier}(q) = \{q \in D\}$ 。

核心矢量、边界矢量和异常矢量的示意图如图 1。

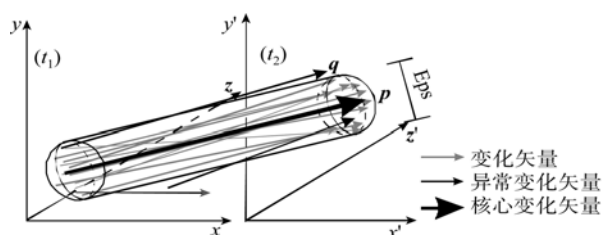


图 1 密度异常检测图示

根据密度异常的定义, 在任意两个或多个时相的遥感影像中检测到的异常变化图斑, 不仅取决于该图斑变化矢量的大小或方向, 而且还与变化矢量在整个特征空间中的分布及邻域密度密切相关。密度异常检测到的是那些在 N 维变化矢量特征空间中相对孤立(全局异常)或者分布较为稀疏(局部异常)的变化矢量, 由于这些变化矢量在整景影像中存在的概率较小, 因此在变化向量的特征空间中, 这些异常变化矢量就会分布在所有变化矢量集合的边缘或者呈孤立分布。利用遥感影像中土地利用/土地覆盖变化图斑表现出的变化矢量密度异常特征, 可以发现与影像中背景的变化矢量或者典型地物的变化矢量存在明显差异的异常变化图斑, 并进一步检测土地利用/土地覆盖变化。

3 密度异常检测与土地利用/土地覆盖变化分析

3.1 数据及预处理

在华南沿海地区, 高质量的光学影像数据的获取相对困难, 雷达是这一地区最有保证的数据源, 因此, 试验工作选取重复轨道、相同入射角的 Radarsat 雷达影像, 数据成像时间在 2006-01-27 至 2006-05-03 间, 成像时间间隔为 48d 的共 3 景影像。Radarsat 数据选用精细模式(fine beam)数据(fine 4 far), 中心入射角 45.08° , 像元尺寸 $4.6\text{m} \times 5.1\text{m}$, 图像分辨率 6.25m, 数据为地理参考级 SLC(Single Look Complex)单波束模式产品。试验区为 3 景影像完全覆盖的区域, 如图 2。试验区内主要用地类型是农用地、林地和水体, 以及部分建设用地、农村居民点和道路等。所有数据经过辐射校正换算为雷达后向散射系数。表 2 是 Radarsat 过境前 24 小时观测到的试验区总降水量。



图 2 研究区域

表 2 数据成像时间及环境参数

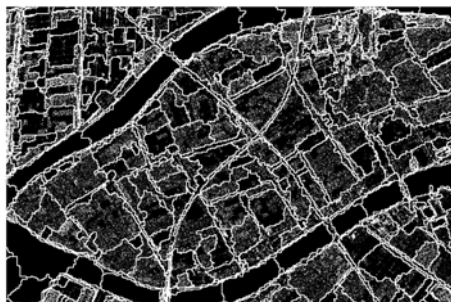
序号	成像时间	过境前 24h 累计降水/mm
1	2006-01-27	0.0
2	2006-03-16	0.0
3	2006-05-03	2.9

首先对多时像 Radarsat 影像进行精确配准, 要求配准误差在 0.5—1 个像元内, 并对配准后的所有影像进行 5×5 像元 Gamma 滤波。利用 E-cognition 图像分析软件对滤波后的图像进行分割, 为保留原始影像的纹理特征, 图斑单元的特征值提取仍在未滤波的影像上进行, 选择均值(Mean)、图最小值(Min Value)、灰度共生矩阵均质指数(GLCMHomo)和灰度共生矩阵非相似性指数(GLCMDi)4 个特征值构建变化矢量, 图 3 为影像分割结果及对应的变化矢量。

3.2 设置检测参数

检测参数的设定直接影响检测结果, 是变化检测的关键(盛辉等, 2004)。很多情况下, 检测参数是凭借人工经验进行设置的, 存在一定的主观性, 会影响检测结果的稳定性。近来, 已经有一些文献开始讨论更为合理的参数设置的方法, 如 Chiang 等(2001)在其零点检测阈值化方法中将投影分量图像的灰度直方图中第一个过零点的灰度值选定为阈值, 进而检测异常目标; 刘臻等(2005)在高空间分辨率影像变化检测中, 将变化像元数与阈值的关系曲线中的明显突变点作为检测阈值, 从而确定影像中光谱发生了明显变化的像元和“伪”变化像元。本

文算法中, 异常变化图斑的数量主要由邻域参数 Eps 和密度参数 MinVets 决定。可以认为, 在两景不同时相的影像中检测到的异常图斑数应该基本稳定, 不会因阈值的变化有明显的差异。因此, 本文采用试探性搜索的办法确定检测阈值, 即试探性地改变检测参数 Eps 和 MinVets 的组合, 绘制检测参数与检测到的异常图斑数量的变化曲线, 根据三者之间的变化关系, 搜索最优的检测参数。图 4 是检测到的异常图斑数随参数的变化曲线。



(a)

ID	时间	Mean	MinValue	GLCMHomo	GLCMDis
251	2006-01-27	-3.20	-7.43	0.12	26.16
	2006-03-16	-3.42	-5.49	0.12	21.13
	2006-05-03	-2.42	-5.67	0.13	21.24
252	2006-01-27	-1.80	-2.73	0.12	22.10
	2006-03-16	-1.55	-3.67	0.12	25.49
	2006-05-03	-1.47	-2.69	0.12	25.10

(b)

图 3 RadarSat 影像分割结果(a)及图斑变化矢量(b)

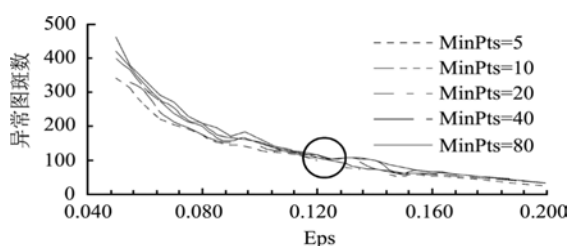


图 4 异常检测图斑随检测阈值变化图

图 4 中, 异常图斑数量随检测参数变化的总体趋势是: 异常图斑数随 Eps 增大而减小, 而随 MinVets 的增大而增加。在 $Eps > 0.125$ 时, 检测到的异常变化图斑数随 Eps 变化缓慢, 异常图斑总数最大为 100 个图斑; 当 $Eps < 0.1$ 时, 检测到的异常变化图斑数随着 Eps 的减小迅速增多; 曲线在 0.1 Eps 0.125 之间有一个斜率接近于 0 的平缓变化区, 在

这个区间内, 检测到的异常图斑数量在不同的密度参数 MinVets 下基本相同(100), 检测结果相对稳定。因此, 根据图 4 的分析结果, 取交叉点 $MinVets = 20$ 和 $Eps = 0.12$ 作为异常变化的检测参数。

3.3 异常检测结果与土地利用/土地覆盖变化分析

利用密度异常检测方法分别对试验区 3 景影像的时间序列变化进行检测, 考虑到试验区位于珠江口口门地带, 水位变化大, 水体中的船只、沙洲浅滩等会影响异常检测结果, 因此首先利用河流岸线排除分割后的水体图斑, 仅对陆地图斑进行异常检测。

图 5、图 6 是局部放大的异常变化检测结果。其中, 图 5 中是典型的新增建设用地检测结果, 图中检测到 4 块(3 块大的, 1 块小的)异常图斑, 由于 1—5 月间农用地植被生长变化快, 相对于新增建设用地的后向散射系数的变化, 合成影像中新增建设用地的后向散射系数变化更为明显(影像中的彩色区域), 给建设用地的变化检测造成干扰。但在 3 个时相的遥感影像变化矢量图中可以看到, 新增建设用地(图中面积最大的两个异常图斑)的变化矢量密度与邻域农用地变化矢量密度差异明显, 检测到的另外两个异常图斑是从耕地变化为养殖水面的地块, 因此, 利用变化矢量在特征空间的分布密度能够在变化影像中分离出农用地到建设用地的变化, 以及农用地内部耕作方式的变化, 图中检测到的异常图斑与合成影像中的变化(彩色)区域不一一对应也说明了两种检测方式的差异; 图 6 是一块以农用地为主的区域, 由于影像成像时间跨越了试验区冬、春两季, 根据当地的农事、物候特点, 区内大部分植被覆盖区的地表发生了明显变化, 其中 1 月份区内大部分耕地均以休耕为主, 地表多为裸土和稻茬, 3 月份区内稻田进入插秧阶段, 地表多水, 其他种植蔬菜、玉米、甘蔗的田块也开始进入生长期, 地表植被覆盖度增加, 到 5 月水稻进入成熟分蘖期, 部分蔬菜种植区已经成熟收割。因此, 受当地农事活动影响, 区内植被的光谱及后向散射特征变化明显, 其中后向散射系数变化率在 10% 以上的像元占影像总数的 65.4% 以上, 在时间序列影像上均表现为变化图斑。图 6 中利用密度异常方法检测到的异常变化图斑仅 4 块, 分别为农用地 养殖水面(左上, 右上), 养殖水面排水、晒塘、重新注水(左下)和新增农村居民点(右下), 由于密度异常检测算法检测的是变化矢量在特征空间的密度, 与变化矢量的强度和方向无关, 因此能在变化较大的时间序列影像中分离出典型的、正常的作物生长或农事

活动引起的影像光谱或回波的变化,进而识别出由人为活动或突发事件导致的农用地周围的土地利用/土地覆盖变化,这是通常的影像比较法很难做到的。

上述分析说明,土地利用/土地覆盖变化图斑构成的变化矢量与植被覆盖变化或环境变化导致的变

化图斑构成的变化矢量,在变化矢量构成的特征值空间中的分布是明显不同的,密度异常检测方法不考虑变化矢量的强度和方向,检测结果只与变化矢量在特征空间中的分布密度有关,因此,可以较好地检测到实际发生的土地利用/土地覆盖变化。

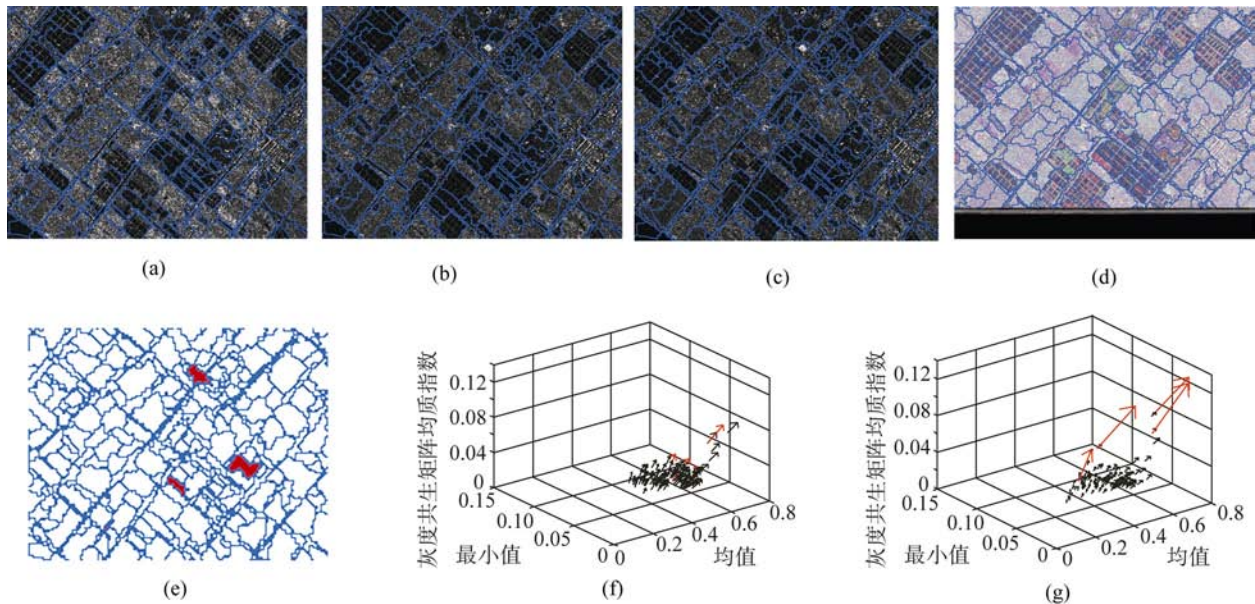


图5 时间序列异常变化检测结果

(a) 2006-01-27 SAR 影像; (b) 2006-03-16 SAR 影像; (c) 2006-05-03 SAR 影像; (d) 影像时间序列组合, r: 2006-01-27; g: 2006-03-16; b: 2006-05-03; (e) 异常变化检测结果; (f) 变化矢量(2006-01-27 至 2006-03-16); (g) 变化矢量(2006-03-16 至 2006-05-03)

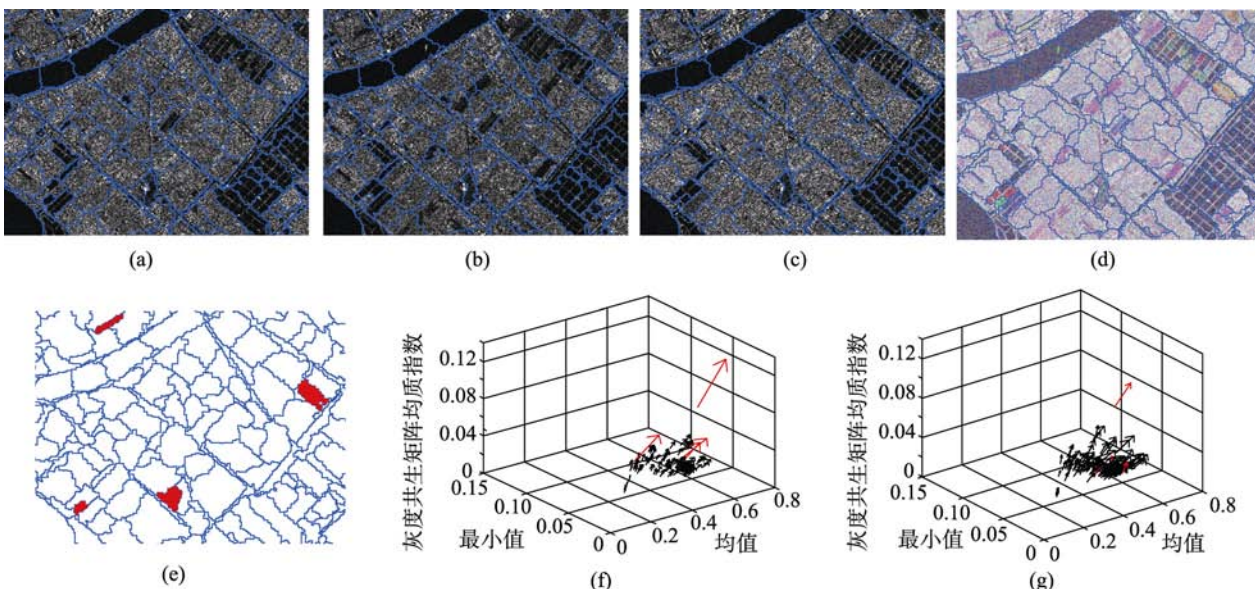


图6 时间序列异常变化检测结果

(a) 2006-01-27 SAR 影像; (b) 2006-03-16 SAR 影像; (c) 2006-05-03 SAR 影像; (d) 影像时间序列组合, r: 2006-01-27; g: 2006-03-16; b: 2006-05-03; (e) 异常变化检测结果; (f) 变化矢量(2006-01-27 至 2006-03-16); (g) 变化矢量(2006-03-16 至 2006-05-03)

3.4 结果检验

进一步利用 2006 年 1 月 27 日, 3 月 16 日和 5 月 3 日 3 个相邻时相的 Radarsat 影像, 进行异常检测法和差值图像法的检测结果比较, 结果见表 3, 其中差值图像检测根据差值图像的直方图分布特征确定变化阈值。表 3 中, 异常检测法和差值图像法的检测结果存在明显差异, 二者的检测图斑重叠率均小于 20%, 因此, 部分异常图斑利用差值图像法是很难检测出来的; 要得到更多的重叠图斑, 需降低图像比较法的检测阈值, 这是以增加变化图斑比例(即检测结果的虚警率)为代价的。相比之下, 密度异常检测方法的检测结果相对稳定, 检测到的异常图斑数量在总图斑数量的 2.5% 以内, 这一变化比率在土地利用/土地覆盖的短期变化检测中是合理的。

利用试验区的光学影像和 2006 年 1—5 月间同

步观测的野外调查数据, 对异常检测结果进行抽检, 表 4 是各种用地类型的异常检测的抽检结果, 其中, 新增建设用地的检测准确率最高, 漏检率均在 17% 以下; 林地地表覆盖相对稳定, 检测误差也很低(8%); 农用地和养殖水面的异常变化检测误差在 11%—25% 之间; 较大的检测误差主要集中在建设用地区和农用地内部, 包括建成区、农村居民点和各类混合用地(公园、道路沿线)等, 漏检率和虚警率在 16%—25% 之间, 主要原因是建设用地区和农用地类型较复杂, 后向散射系数和纹理变化较大, 容易造成检测误差; 养殖水面的检测误差(12%—22%)主要集中在河流沿岸及水面变化较大的区域。此外, 分割图斑单元的质量也会影响检测结果, 特别是一些线状分割图斑以及混合地类图斑是检测误差的主要来源。

表 3 差值图像法和密度异常检测法结果比较

密度异常检测		异常图斑数	非异常图斑数	图斑重叠率/%
图像比较法				
变化图斑比例(20%)	变化图斑数	105	180	15.58
	不变图斑数	389	18542	
变化图斑比例(13%)	变化图斑数	161	487	16.41
	不变图斑数	333	18235	
变化图斑比例(5%)	变化图斑数	297	2290	10.67
	不变图斑数	197	16432	

表 4 异常变化检测结果验证

变化地块					不变化地块			
变化类型		抽样 图斑数	异常 图斑数	漏检率/%	土地利用 /土地覆盖类型	抽样 图斑数	异常 图斑数	虚警率/%
未利用地	建设用地	15	13	13.33	建设用地	12	2	16.67
未利用地	农用地	12	10	16.67	未利用地	18	2	11.11
农用地(养殖水面)		9	7	22.22	农用地	25	5	20.00
农用地(耕地)								
农用地(耕地)		8	7	12.50	林地	12	1	8.33
农用地(养殖水面)								
农用地	建设用地	9	8	11.11				
农用地	未利用地	8	6	25.00				

4 结 论

论文尝试采用密度异常检测法, 对南方多云多雨地区的土地利用/土地覆盖短期变化进行雷达遥感监测, 试验结果认为, 密度异常检测算法可以在没有先验信息的条件下, 采用随机搜索策略, 对雷达图斑的特征值变化矢量进行密度分析, 根据密度搜索结果排除规律性的、正常变化图斑, 检测异常变化。其中, 密度异常检测方法对新增建设用地的

检测能力比较突出, 包括未利用地 建设用地和农用地 建设用地的变化, 特别是在典型的农用地地区, 新增建设用地的变化矢量与邻域农用地的变化矢量差异明显, 利用变化矢量在特征空间的分布密度能够有效检测农用地 建设用地的变化; 虽然研究区域农用地种植类型多样, 地块零碎, 地表的光谱或回波特征变化复杂, 给变化检测带来困难, 但利用异常检测算法, 仍然可以发现可疑的变化图斑, 作为实地调查和进一步变化识别的基础。

与基于图像比较的变化检测方法相比,密度异常检测属于非监督算法,不需要先验知识或者高质量(纯净)的训练数据,并且算法可以避免因成像条件差异给变化检测带来的影响,对参数或阈值的依赖性小,因此更符合真实环境下的变化检测条件,具有较强的实用性。

雷达影像存在明显的斑点噪声,此外成像时一些机动目标(水体中的船只、大型机械等)的角反射特性也增加了检测的虚警率,但对于获取光学影像有困难的地区和时段,雷达影像的应用在短期的土地利用/土地覆盖快速变化监测中是非常必要的。

密度异常检测方法的不足之处在于,只能检测异常变化图斑,无法识别变化类型,变化的分类还需要借助于其他的分类方法。但对于土地利用/土地覆盖变化的短期快速监测而言,由于土地利用/土地覆盖类型的复杂性,加上遥感数据成像时间不同,成像时环境条件的差异,要在大范围的遥感影像中发现变化地块往往是十分困难的,利用本文的异常检测方法,能够将检测到的异常图斑作为初步检测结果,为进一步核实和分类提供依据,有利于提高检测效率,降低检测的虚警率。

REFERENCES

- Baatz M. 2004. E-Cognition Professional 4.0 User Guide. Germany. Definiens Imaging
- Barnett V and Lewis T. 1994. Outliers in Statistical Data. New York: John Wiley
- Byrne G F, Crapper P F and Mayo K K. 1980. Monitoring land-cover change by principal component analysis of multitemporal Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, (10): 175—184
- Chen M, Yi R H, Li D R and Qin Q Q. 2006. Application of projection pursuit based on dynamical evolutionary algorithm to anomaly target detection in hyperspectral images. *Editorial Board of Geomatics and Information Science of Wuhan University*, **31**(1): 55—58
- Chen T. 2006. A multiscale approach for spatio-temporal outlier detection. *Transactions in GIS*, **10**(2): 253—263
- Chen X X, Lee V and Don D. 2005. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. *Remote Sensing of Environment*, (98): 63—79
- Chiang S S, Chang C I and Ginsberg I W. 2001. Unsupervised target detection in hyperspectral images using projection pursuit. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, (39)
- Crist E P and Cicone R C. 1984. A physically-based transformation of thematic mapper data—the TM tasseled cap. *IEEE Transaction on Geoscience Remote Sensing*, GE-22(3): 288—310
- Gauthier R P, Maloley M and Fung K B. 2001. Land-cover anomaly detection along pipeline rights-of-way. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **67** (12): 1377—1389
- Hawkins D. 1980. Identification of Outliers. London: Chapman and Hall
- Hazel G G. 2001. Object-level change detection in spectral imagery. *IEEE Transaction of Geoscience Remote Sensing*, (3): 553—561
- Huang T Q, Qin X L, Chen C C and Wang Q M. 2005. Density-Based Spatial Outliers Detecting. *Proceedings Lecture Notes In Computer Science*, **3514**: 979—986
- Kou Y, Lu C T and Chen D. 2006. Spatial weighted outlier detection. the 2006 SIAM Conference on Data Mining, Bethesda: Maryland.
- Li Y C, Chen J, Gong P and Yue T X. 2005. Study on land cover change detection method based on ndvi time series datasets: change detection indexes design. *Journal of Basic Science and Engineering*, **13**(3): 261—275
- Liu D L and Zhang J Q. 2006. Approach of texture-based anomaly detection for remote sensing imagery. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, **25** (3): 236—240
- Liu J, Gong P, Shi P J, Sasagawa T and He C Y. 2005. Study on change detection automatically based on similarity calibration. *Journal of Remote Sensing*, **9**(5): 537—543
- Lu W, Yu X C, Liu J and Yang G P. 2006. A small targets detection approach based on anomaly distributing in hyperspectral imagery. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, (1): 1001—1595
- Ma J W, Tian G L, Wang C Y and Yan S X. 2004. Review of the development of remote sensing change detection technology. *Advance in Earth Sciences*, **19**(2): 192—196
- Miller O, Pikaz A and Amir A. 2005. Objects based change detection in a pair of gray-level images. *Pattern Recognition*, (38): 1976—1992
- Qian J P, Li X, Yeh A G O, Ai B, Liu K and Chen X Y. 2007. Radarsat time series analysis and short-time change detection of regional land-use/land-cover. *Journal of Remote Sensing*, **11**(6): 950—959
- Ramaswamy S, Rastogi R and Shim K. 2000. Efficient algorithms for mining outliers from large data sets. New York: SIGMOD Conference
- Sheng H, Liao M S and Zhang L. 2004. Determination of threshold in change detection based on canonical correlation analysis. *Journal of Remote Sensing*, **8**(5): 451—457
- Song C H, Curtis E W, Karen C S, Mary P L, and Scott A M. 2001.

Classification and change detection using landsat tm data: when and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*, (75): 230—244

Tom V T, Webb H F and Bento S K. 1999. Context-based SAR object level change detection. 1999 IRIS National Symposium on Sensor and Data Fusion, Laurel, MD

Wang J, Zhang J X, Liu Z J and Ding Y M. 2005. Vegetation cover changes based on refined ndvi image sequences. *Science of Surveying and Mapping*, **30**(6): 43—45

Wu J P. 1999. Remote sensing investigation of regional land-use/land cover. Press of East-China Normal University

附中文参考文献

陈蜜, 易尧华, 李德仁, 秦前清. 2006. 基于动力演化算法的投影寻踪在高光谱影像异常目标检测中的应用. 武汉大学学报(信息科学版), **31**(1): 55—58

李月臣, 陈晋, 宫鹏, 岳天祥. 2005. 基于 NDVI 时间序列数据的

土地覆盖变化检测指标设计. 应用基础与工程科学学报, **13**(3): 261—275

刘臻, 宫鹏, 史培军, Sasagawa T, 何春阳. 2005. 基于相似度验证的自动变化探测研究. 遥感学报, **9**(5):537—543

路威, 余旭初, 刘娟, 杨国鹏. 2006. 基于分布异常的高光谱遥感影像小目标检测算法. 测绘学报, (1):1001—1595

马建文, 田国良, 王长耀, 燕守勋. 2004. 遥感变化检测技术发展综述. 地球科学进展, **19**(2): 192—196

钱峻屏, 黎夏, 叶嘉安, 艾彬, 刘凯, 陈晓越. 2007. 长时间序列 Radarsat 图像的神经网络模拟及土地覆盖变化的快速检测. 遥感学报, **11**(6): 950—959

盛辉, 廖明生, 张路. 2004. 基于典型相关分析的变化检测中变化阈值的确定. 遥感学报, **8**(5):451—457

王坚, 张继贤, 刘正军, 丁艳梅. 2005. 基于 NDVI 序列影像精化结果的植被覆盖变化研究. 测绘科学, **30**(6): 43—45

吴建平. 1999. 区域土地利用土地覆盖遥感调查. 上海:华东师范大学出版社