

顾及空间自相关性的高分遥感影像中 建设用地的变化检测

张涛¹, 方宏², 韦玉春^{2,3,4}, 胡祺⁵, 徐晗泽宇²

(1. 南京市规划和自然资源局, 南京 210005; 2. 南京师范大学地理科学学院, 南京 210023; 3. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 南京 210023; 4. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 南京 210023; 5. 南京市城市地下管线数字化管理中心, 南京 210029)

摘要: 在中国城市化的进程中, 建设用地常常连片分布, 其开发在空间上具有明显的聚集性, 表现出较强的空间自相关性, 这在高空间分辨率的遥感图像中更加明显。基于2016年、2017年两期南京市域内的北京2号3.2 m多光谱遥感图像, 对比分析了引入变化向量的空间自相关指数作为图像特征后建设用地遥感变化检测的性能。首先提取遥感图像光谱变化向量的局部 G 指数、Moran's I 和Geary's C 三个典型空间自相关指数, 然后确定适用于变化检测的最优空间间隔(Lag)范围和最优自相关指数。结果表明: (1) 光谱变化向量在空间上具有显著的正相关性。(2) 全局Moran's I 和半方差函数相结合可以确定最优的Lag范围。(3) 在光谱变化向量的基础上加入局部 G 指数和局部Moran's I 能够提高检测精度, $F1$ 分数表明前者优于后者。(4) 在光谱变化向量的基础上加入最优Lag范围内的局部 G 指数作为附加图像特征, $F1$ 分数比只使用光谱变化向量提高了20%以上。融合空间自相关信息, 特别是多尺度局部 G 指数作为遥感图像特征可有效地提高连片区域建设用地的变化检测精度。

关键词: 遥感变化检测; 空间自相关; 局部 G 指数; 建设用地; 土地覆盖

中国城镇化进程导致了明显的土地覆盖中的建设用地的变化。外缘和填充式的城镇扩展使得更多的建设用地呈现为大斑块、单位斑块上的建设用地增加的特征^[1]。高空间分辨率遥感图像提供了更详细的建设用地的信息, 其变化检测对于城市规划制图和地图更新等具有重要的意义。

空间自相关指地理变量在分布区内潜在的相互依赖性, 空间位置越近相关性越强^[2]。空间自相关的度量可分为全局空间自相关和局部空间自相关。全局空间自相关用来描述现象的整体分布情况, 判断此现象在区域内是否有聚集存在, 但不能确切地指明聚集的位置; 局部空间自相关用来探测聚集的具体位置, 在空间经济^[3,4]、地理^[5,6]中有着广泛的应用。常用空间自相关指数有Moran's I ^[7]、 G ^[8]和Geary's C ^[7]。全局Moran's I 用来说明在区域内是否具有空间自相关, 局部Moran's I 用于探测要素的空间聚集, 正值表示空间单元与邻近的值相似, 负值表示不相似。局部 G 指数用于探测热点, 包括高值聚集和低值聚集, 显著的正值表示高值聚集, 显著的负值表示低值聚集。局部Geary's C 用于探测聚集区域的边界。

收稿日期: 2019-02-27; 修订日期: 2019-11-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(41471283)

作者简介: 张涛(1962-), 男, 江苏南京人, 本科, 高级工程师, 研究方向为测绘地理信息。E-mail: 93126347@qq.com

通讯作者: 韦玉春(1965-), 男, 河北玉田人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为环境遥感与地理建模。

E-mail: weiyuchun@njnu.edu.cn

在遥感图像分析中,空间自相关指数应用主要集中在两个方面:(1)遥感分类。直接将自相关指数作为新的图像特征进行分类,以减少物谱不一致的影响^[9-14],使用较多的是Moran's I ,其次是 G 指数,研究表明局部空间自相关作为图像特征能够提高分类精度。(2)遥感变化检测。主要进行地表覆盖的变化检测,使用的图像有Landsat TM^[5]和SAR^[16]。常使用的指数为全局Moran's I ,研究表明全局空间自相关作为一种表达地理现象整体分布的方法可以用来辅助说明土地覆盖的变化。与中低空间分辨率的遥感图像相比,高空间分辨率图像提供了更为详细的地物信息,其中,建设用地的空间分布呈现出明显的集中、连片的特点,表现出较强的空间自相关性的特征。如何有效地基于地理现象的空间自相关特性来构建反映建设用地变化的最优的图像特征,还需要更多的研究。

本文基于两期北京2号多光谱遥感图像研究图像光谱变化向量的空间自相关性及其对建设用地变化检测精度的影响。使用了南京市域的三个典型区图像,其中区域1和2用于对比确定最优间隔(Lag)范围和最优空间自相关指数,区域3用于应用验证。

1 研究方法与数据来源

1.1 研究区概况与数据来源

选择南京市域的三个典型区图像进行研究对比(图1)。区域1位于南京河西的江心洲南部。该江心洲是长江下游的冲积沙洲,处于南京沿江开发和跨江发展的重要位置,是全国农业旅游示范点、中国和新加坡合作整体开发的中新南京生态科技岛。2012年后,该区域建设开发速度加快,地表覆盖产生了明显的变化。区域2和区域3分别位于南京江北新区的北部和中部,该新区2015年由国家正式批复,其发展定位是国家级产业转型升级、新型城镇化和开放合作示范新区,按照总体规划在快速建设中。

三个区域的地表覆盖变化主要表现为农用地的减少和建设用地的增加。区域开发前的地表覆盖主要是农用地和乡镇建筑,开发后道路、住宅、楼房、工厂等建设用地明显增加。

使用北京2号多光谱遥感图像进行建设用地的变化检测。遥感器包括蓝、绿、红和近红外四个波段,图像的空间分辨率为3.2 m,获取日期分别为2016年11月27日和2017年7月18日。三个区域的图像见图2~图4,其中变化真值为人工解译的结果。与2016年相比,2017年开工建设的用地范围有明显增加。

1.2 遥感变化检测

使用基于变化向量的监督分类方法进行建设用地的变化检测。

首先计算两期图像波段的变化向量,提取变化向量的局部空间自相关特征,然后建立训练区使用监督分类器进行分类,获得变化区域。最后,根据地物的几何形状和大小,将小于10个像素的图斑视为碎斑进行去除,产生变化检测的结果。

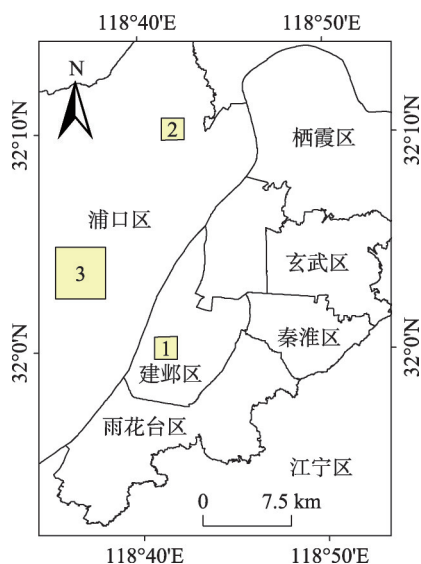


图1 研究区在南京市域的位置

Fig. 1 The location of the study areas in Nanjing city



图2 区域1真彩色图像与变化真值 (625行×625列)

Fig. 2 True-color image and change of ground truth with 625 rows × 625 columns in the first area

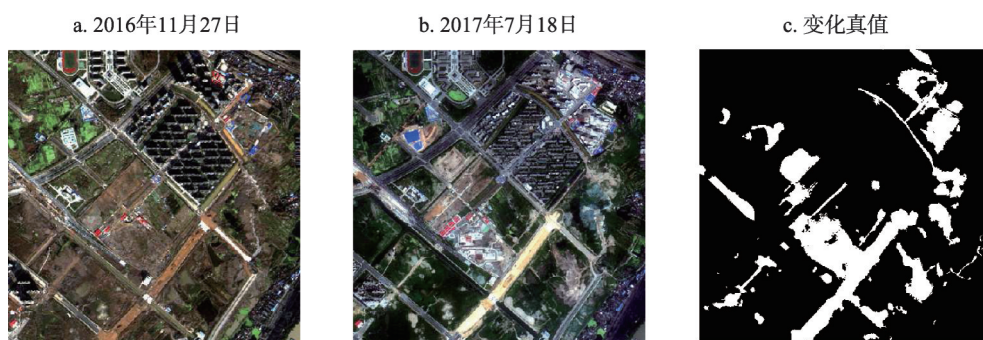


图3 区域2真彩色图像与变化真值 (625行×625列)

Fig. 3 True-color image and change of ground truth with 625 rows × 625 columns in the second area



图4 区域3真彩色图像与变化真值 (1250行×1250列)

Fig. 4 True-color image and change of ground change truth with 1250 rows × 1250 columns in the third area

为了检测变化的建设用地, 训练区划分为两个类别, 分别是变化的建设用地类和不变化的建设用地类 (包括不变化的地物和变化的其余地物)。

1.2.1 变化向量

变化向量用于直接表达两期遥感图像之间的差异, 能够避免分类后变化检测方法引起的累积误差。对于原始图像, 光谱波段DN值的差即光谱变化向量^[17]。变化向量CV用如下公式计算:

$$CV_i = \text{abs}(T1i - T2i) \quad (1)$$

式中： $T1i$ 为第一期图像； $T2i$ 为第二期图像； i 为图像特征编号； abs 为取绝对值。

变化向量可以使用两期图像的任意图像特征来构建，但并不是所有的变化向量都是有效的。为便于对比，本文先用原始光谱波段构建变化向量，然后计算变化向量的空间自相关指数作为附加特征来讨论其对变化检测精度的影响。

1.2.2 空间自相关和自相关指数

空间自相关是指一些变量在同一个分布区内的观测数据之间潜在的相互依赖性，可以用来描述地理现象空间聚集性。具有聚集、扩散的地理现象，其空间自相关性高。

常用的空间自相关指数有三个，即Moran's $I^{[7,18]}$ 、 G 指数^[8]和Geary's $C^{[7,19]}$ 。对于表达地理现象的特征或指标，首先计算其全局自相关指数，以此判断在区域上是否具有显著的空间自相关性。三个全局自相关指数中，全局Moran's I 被认为最好^[20]；然后计算局部自相关，以确定具体的聚集位置。有许多工具可以计算自相关指数，如GeoDa、ArcGIS、ENVI等，本文使用遥感图像处理软件ENVI来计算空间自相关指数。

描述局部空间自相关指数的Moran's $I^{[7]}$ 、 G 指数^[8]和Geary's $C^{[7]}$ 的计算公式分别如式(2)~式(4)所示，其中 $i \neq j$ ：

$$I_i = \frac{z_i}{m_2} \sum_j w_{ij} z_j \quad (2)$$

式中： z_i 、 z_j 分别为区域 i 与其临近区域 j 的观测值与其均值之差； w_{ij} 为区域 i 的邻近单元 j 的空间权重矩阵； m_2 为观测值的方差。

$$G_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j}{\sum_{j=1}^n x_j} \quad (3)$$

式中： x_j 是在 j 处观测到的值； w_{ij} 是空间权重矩阵； n 为样本总数（个）。

$$C_i = \frac{1}{m_2} \sum_j w_{ij} (z_i - z_j)^2 \quad (4)$$

在遥感图像中，式(2)~式(4)的观测值即图像特征值，对原始图像则为光谱波段的像素值。空间权重矩阵 W 用像素的邻域来构建，本文使用的邻域为8相邻，即 3×3 的窗口。

局部空间自相关仅在一定的空间间隔（Spatial Lag）内最为明显，超过此距离，即认为发生了空间变异。使用半方差来描述空间变异的程度，计算公式如式(5)所示^[21]。半方差越大，空间变异程度越强，空间自相关越弱。

$$r(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \{Z(x_i) - Z(x_i + h)\}^2 \quad (5)$$

式中： h 为Lag值； n 是相隔距离为 h 的范围内的样点对的个数（个）； Z 表示像素值。

1.2.3 训练区

研究区建设用地包括在建和建成的建筑物、道路和广场等。为了使得检测结果中的变化只有建设用地，设定了变化区与不变化区两类训练区。典型的建设用地变化包括从裸地、农用地、水域、植被等变化为建设用地或相反，典型的不变化包括了其他地物的不变化和非建设用地的变化。

1.2.4 分类器

使用随机森林分类器进行分类。该分类器通过样本的多次采样生成多棵决策树，通

过多数投票产生判别结果^[22]。每颗数的训练样本随机产生，树中每个节点的分类属性随机选择，使得随机森林不容易产生过拟合的问题，在遥感图像分类中表现出更高的准确性与稳定性^[23]。

使用ENVI中的随机森林分类扩展模块进行计算（来源：http://blog.sina.com.cn/s/blog_764b1e9d0102z3om.html），包括三个可选参数，其中，树的颗数设为100，最大特征数为输入的图像特征数量的平方根，分裂依据为基尼系数。

1.2.5 精度评估方法

使用查准率、查全率和F1分数评估变化检测的精度。

对于任一类别，根据真实类别与检测的类别将像素划分为真正例、假正例、真反例、假反例四种情形，令TP、FP、TN、FN分别表示其对应的像素数，其“混淆矩阵”如表1所示^[24]。

查准率 P 、查全率 R 和F1分数的计算如式(6)~式(8)所示。F1分数越接近1，检测精度越高。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \times 100\% \quad (8)$$

表1 评估变化检测精度的混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix for change detection accuracy assessment

真实情况	检测结果	
	正例	反例
正例	TP (真正例)	FN (假反例)
反例	FP (假正例)	TN (真反例)

1.3 处理流程

数据处理包括如下三部分：

- (1) 构建光谱变化向量，分析其空间自相关性。
- (2) 确定最优Lag范围和最优的空间自相关指数。
- (3) 研究分析典型空间自相关指数对变化检测精度的影响，并对结论进行应用验证。选定的三个区域中，区域1和区域2用于研究分析，区域3用于应用验证。

2 结果分析

2.1 变化向量的空间自相关性

区域地表覆盖变化的自相关性使用全局自相关来表述。三个自相关指数中，全局Moran's I 被认为更好^[20]，因此这里仅计算对比Moran's I 指数。

分别计算三个研究区变化向量的全局Moran's I 指数、标准化 Z 值和 P 值。三个区域图像的所有波段的变化向量均表现出了显著的空间自相关性。以研究区1为例，其计算结果如表2所示。可以看出，不管是随机分布还是正态分布的原假设， P 值都小于0.001，通过了置信度为99%的显著性检验，表明了光谱波段的变化向量在空间上具有显著的自相关性。

据此，考虑在光谱变化向量的基础上加入空间自相关特征来进行变化检测，以提高变化检测的精度。

2.2 最优Lag范围和最优自相关指数的确定

使用区域1和区域2来对比确定最优的Lag范围和最优自相关指数。

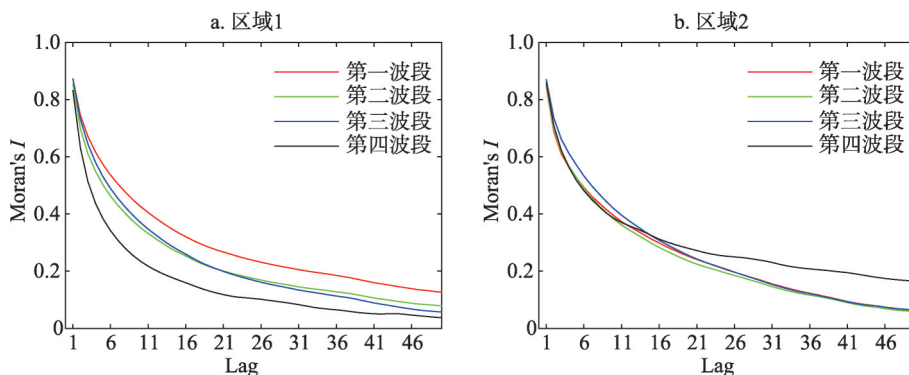
表2 研究区1变化向量的全局Moran's I 、标准化 Z 值和 P 值Table 2 Global Moran's I , normalized Z value and P value of the change vector in the first area

变化向量	全局Moran's I	原假设	标准化 Z 值	P 值
第一波段	0.87	随机分布	872.68	0.001
		正态分布	872.68	0.001
第二波段	0.85	随机分布	853.73	0.001
		正态分布	853.72	0.001
第三波段	0.87	随机分布	872.44	0.001
		正态分布	872.45	0.001
第四波段	0.83	随机分布	831.66	0.001
		正态分布	831.66	0.001

2.2.1 最优Lag范围

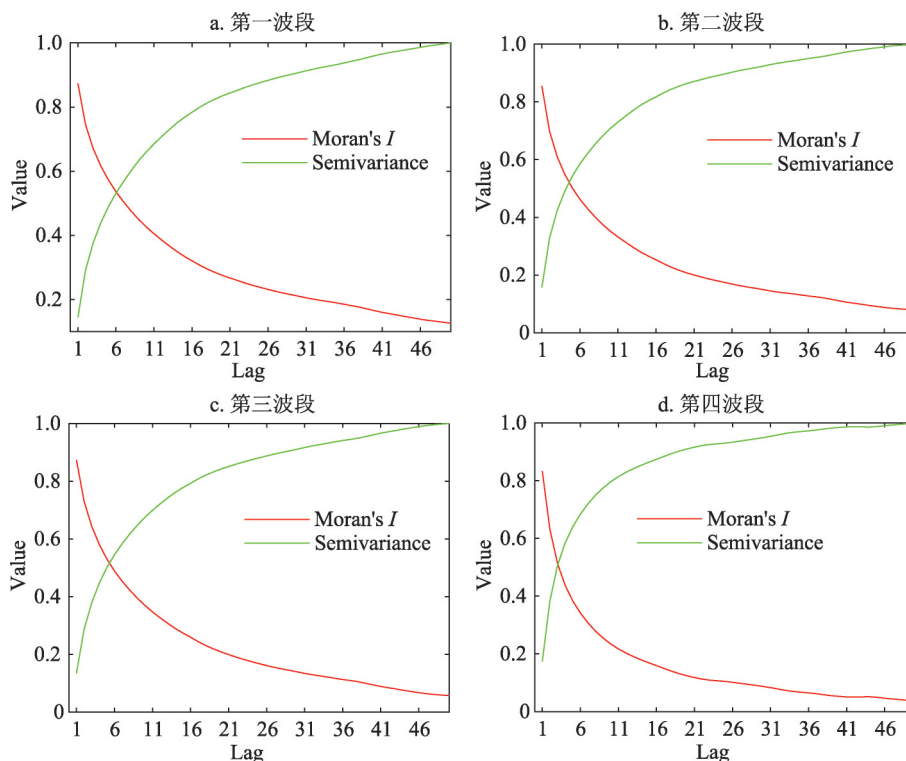
在空间自相关分析中,最大的间隔有不同的设定方式。对于离散点组织的数据,一般取空间范围的斜边长度为最大的Lag。但是,遥感图像的数据量过大,使用最大的Lag将产生过多的冗余数据。这里初始设置最大间隔为50个像素。

两个区域四个光谱变化向量的全局Moran's I 随Lag的变化如图5所示,二者呈现出相同的变化趋势。可以看出,全局Moran's I 都大于0,并且随着Lag的增大,四个波段变化向量的Moran's I 都逐渐降低,在Lag=46后趋于稳定,表明空间相关性的逐渐消失。按照斜率的变化程度,在1~16的Lag范围内,Moran's I 变化最大。

图5 不同Lag下全局Moran's I 的变化Fig. 5 Global Moran's I with different lags

分别计算区域1和区域2不同Lag的每个光谱变化向量的半方差,并除以最大值以归一化,然后与全局Moran's I 对比。以区域1为例,光谱波段变化向量的半方差和全局Moran's I 对比如图6所示。随着Lag的增大,全局Moran's I 减小,半方差增大,表明空间自相关性逐渐减小,变异逐渐增加。

需要注意的是,半方差曲线与全局Moran's I 曲线会产生一个交点,我们认为这个交点反映了空间相关与变异的平衡,在该Lag值的范围内具有最明显的自相关。对于区域1,从第一波段到第四波段,交点分别在6到7、5到6、5到6和3到4之间,取最高的Lag值7以保留更多的自相关信息。对于区域2,从第一波段到第四波段,交点分别在5到6、5到6、6到7、4到5,同样取最高的Lag值7来保留更多的自相关信息。每个Lag

图6 区域1变化向量的Moran's I 及半方差的变化Fig. 6 Global Moran's I and semivariance with different lags of change vectors in the first area

对应一个尺度。

局部 G 指数在一定程度上比局部Moran's I 和局部Geary's C 更能提高图像的分类精度^[14]。为此,分别提取并组合了9种不同尺度的局部 G 指数特征(表3),以对比确定最优的Lag范围。

在原始光谱变化向量中分别加入不同尺度下的局部空间 G 指数作为图像特征进行变化检测,区域1和2检测结果如图7和图8所示。可以看出,随着尺度的增大,小图斑减少,更好地检测出了连片的建设用地区。

表3 多尺度参数的设定

Table 3 Multi-scale parameters configuration

特征组合	简称	特征组合	简称
Lag=1	多尺度1	Lag=1、2、3、4、5、6	多尺度6
Lag=1、2	多尺度2	Lag=1、2、3、4、5、6、7	多尺度7
Lag=1、2、3	多尺度3	Lag=1、2、3、4、5、6、7、8	多尺度8
Lag=1、2、3、4	多尺度4	Lag=1、2、3、4、5、6、7、8、9	多尺度9
Lag=1、2、3、4、5	多尺度5		

图7和图8的查准率、查全率和 $F1$ 分数如表4所示。可以看出,随着尺度的增大,检测的查全率、查准率和 $F1$ 分数呈现先增大后减小的趋势。加入多尺度1的特征时,区域1和区域2检测结果的查全率、查准率和 $F1$ 分数分别为68.6%、82.9%、75.1%和

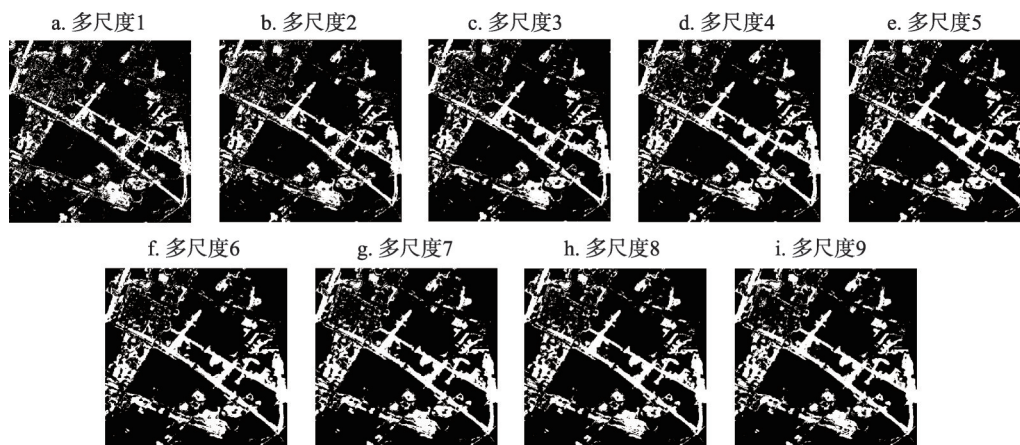


图7 区域1多尺度局部 G 指数与变化检测结果

Fig. 7 Change distribution with the multi-scale local G statistics in the first area

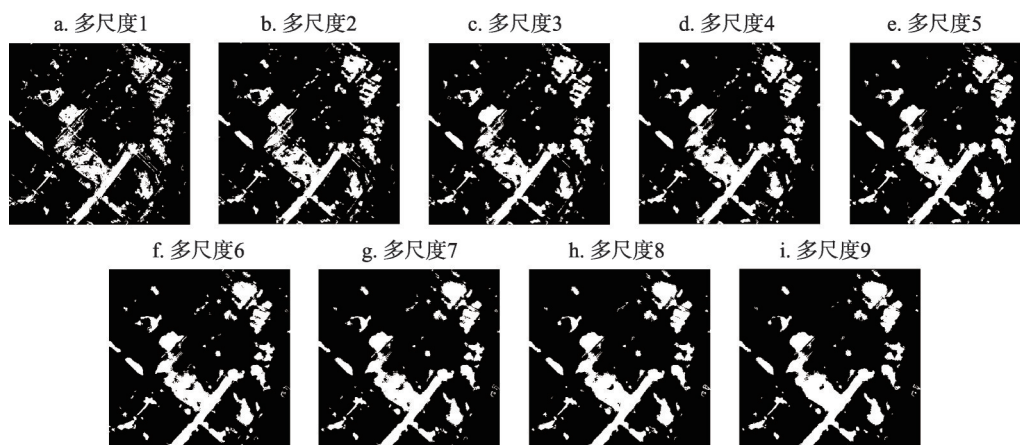


图8 区域2多尺度局部 G 指数与变化检测结果

Fig. 8 Change distribution with the multi-scale local G statistics in the second area

72.6%、76.2%、74.4%；加入多尺度9的特征时，区域1和区域2检测结果的查全率、查准率和 $F1$ 分数分别为84.3%、84.8%、84.6%和86.1%、87.7%、86.9%；加入多尺度7的特征时，三者都达到最高，区域1和区域2检测结果的查全率、查准率和 $F1$ 分数分别为87.6%、88.9%、88.3%和88.6%、90.1%、89.4%。

从精度评估结果来看，两个研究区的最优Lag范围都为1~7，这与由光谱变化向量的半方差曲线与全局Moran's I 所确定的Lag范围是一致的。因此，可以认为，在原始图像波段变化向量的基础上，加入最优Lag范围下的局部 G 指数能够最大程度地提高变化检测的精度。

2.2.2 最优自相关指数

为了对比局部 G 指数、局部Moran's I 和局部Geary's C 对变化检测精度的影响，分别提取了区域1和区域2的变化向量在最优Lag范围下（Lag=1~7）的局部Moran's I 和局部Geary's C 特征，基于光谱变化向量和在光谱变化向量中加入不同的空间自相关特

表4 区域1和区域2不同尺度局部G指数的变化检测精度评估

Table 4 Accuracy assessment by the multi-scale local *G* statistics in the first and second areas (%)

多尺度	区域1			区域2		
	查全率	查准率	F1分数	查全率	查准率	F1分数
1	68.6	82.9	75.1	72.6	76.2	74.4
2	72	85.1	78	77.6	78.6	78.1
3	76.3	85.9	80.1	81.2	79.9	80.6
4	79.4	87	83	84.1	81.6	82.9
5	81.9	87.7	84.7	85.7	84.2	84.9
6	84.2	87.5	85.8	86.3	86.7	86.5
7	87.6	88.9	88.3	88.6	90.1	89.4
8	84	87.4	85.7	86.9	88	87.4
9	84.3	84.8	84.6	86.1	87.7	86.9

征(表5),对比建设用地的变化检测结果(图9、图10),确定最优的自相关指数。

从图9和图10可以看出,直接以原始图像光谱波段的变化向量作为输入特征,检测结果中细小的图斑最多(图9和图10中的编号A),加入局部Geary's *C*后结果并没有改善,加入局部*G*指数和局部Moran's *I*后小图斑减少,加入局部*G*指数时检测结果最好(图9和图10中的编号C),图斑更为完整,内部的空洞明显减少。

图9和图10检测结果的精度评估如表6所示。两个研究区的图像特征组合A和D的查全率、查准率和F1分数都较低。C的查全率、查准率和F1分数都是最高,区域1和区域2分别为87.6%、88.9%、88.3%和88.6%、90.1%、89.4%。总体上看,使用变化向量的局部空间自相关信息能够提高变化检测的精度。三个指数中,以局部*G*指数为最优,相比于只考虑光谱波段变化向量的变化检测(表6中的编号A),区域1和区域2检测结果的查全率、查准率和F1分数分别提高了25.9%、15.1%、21.1%和24.4%、17.6%、21.3%。

不同局部空间自相关指数对检测精度表现出不同的影响。从区域1和区域2的检测结果及其精度评估来看,变化向量的局部*G*指数和局部Moran's *I*指数对建设用地变化检测影响较大,局部Geary's *C*的影响较弱。

为了进一步分析变化信息与局部空间自相关指数的关系,以变化与不变化的均值作为平均距离,对比最大Lag为7时三个空间自相关指数反映差异的能力。每个指数4个波段共产生28个特征,结果如图11所示。

表5 图像特征组合及编号

Table 5 Feature combinations and codes

编号	分类用的图像特征	特征维度
A	图像四个光谱波段的变化向量	4
B	变化向量和局部Moran's <i>I</i> 指数	32
C	变化向量和局部 <i>G</i> 指数	32
D	变化向量和局部Geary's <i>C</i> 指数	32
E	变化向量、局部Moran's <i>I</i> 指数和局部 <i>G</i> 指数	60
F	变化向量、局部Moran's <i>I</i> 指数和局部Geary's <i>C</i> 指数	60
G	变化向量、局部Geary's <i>C</i> 指数和局部 <i>G</i> 指数	60
H	变化向量和三种局部空间自相关指数	88

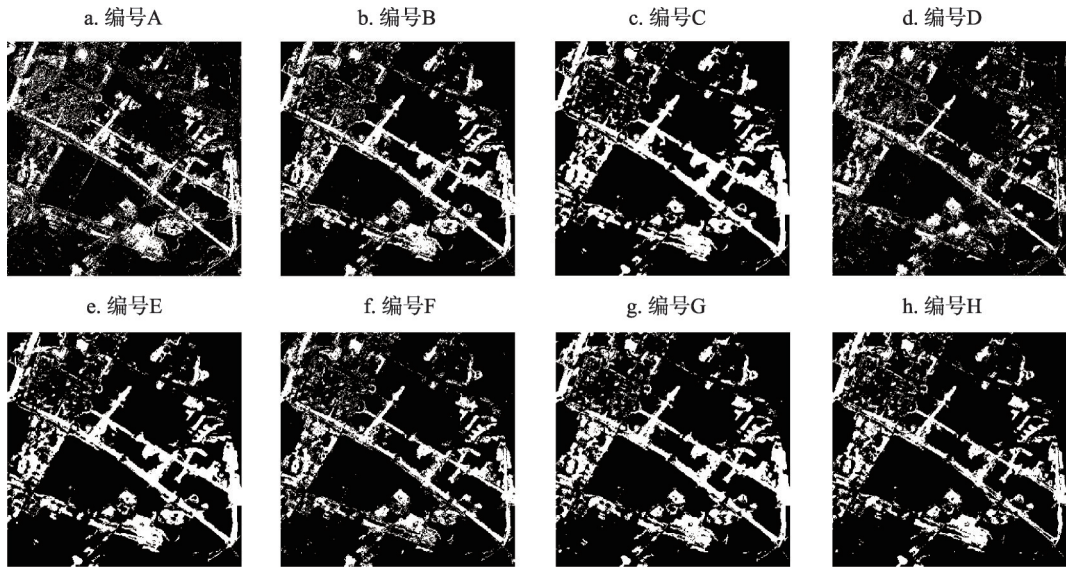


图9 区域1不同特征组合的变化检测结果

Fig. 9 Change distribution in the first area by different image feature combinations

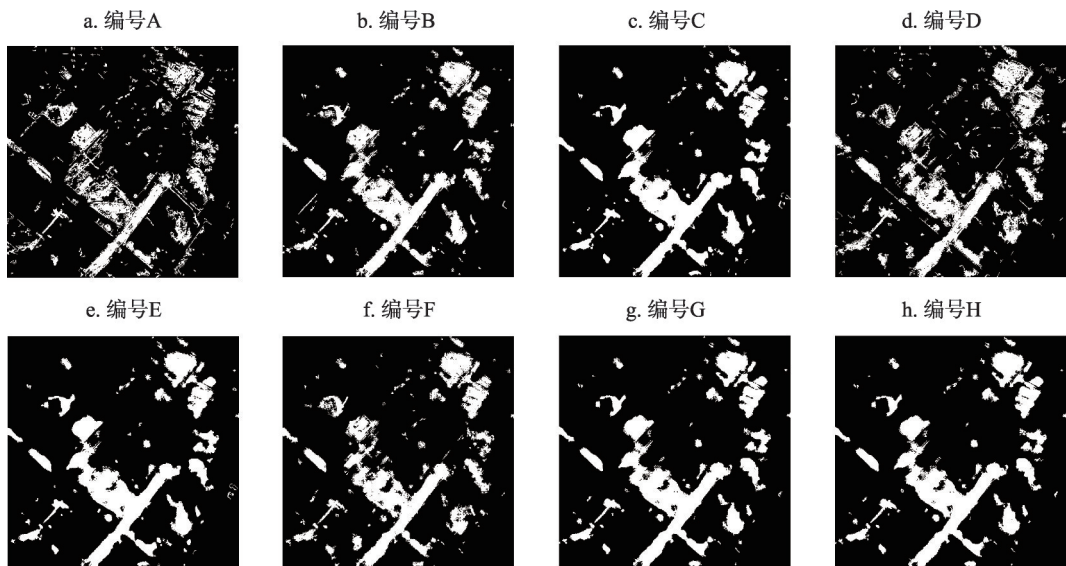


图10 区域2不同特征组合的变化检测结果

Fig. 10 Change distribution in the second area by different image feature combinations

可以看出,三个指数反映变化差异的能力从高到低依次为:局部 G 指数>局部Moran's I >局部Geary's C 。局部 G 指数中,典型变化区域为高高集聚,表现为高值,而典型不变化的区域为低低集聚,表现为低值,因此会有大的差异。局部Moran's I 指数中,典型变化与典型不变化的区域都为较高值,差异不如局部 G 指数显著。局部Geary's C 指数描述差异的能力最差。

因此,可以认为,局部 G 指数更适用于变化检测。

表6 区域1和区域2不同特征组合的变化检测精度评估

Table 6 Accuracy assessment by feature combinations in the first and second areas (%)

编号	区域1			区域2		
	查全率	查准率	F1分数	查全率	查准率	F1分数
A	61.7	73.8	67.2	64.2	72.5	68.1
B	75.1	83.7	79.2	77.2	82.8	79.9
C	87.6	88.9	88.3	88.6	90.1	89.4
D	52.6	74.2	61.3	72.5	70.7	71.6
E	82.5	87.7	85	87.2	88.4	87.8
F	64.4	83.7	72.8	75.4	79.4	77.3
G	79.9	84	81.9	84.5	86.3	85.4
H	69.7	85.6	76.8	84.8	86.7	85.8

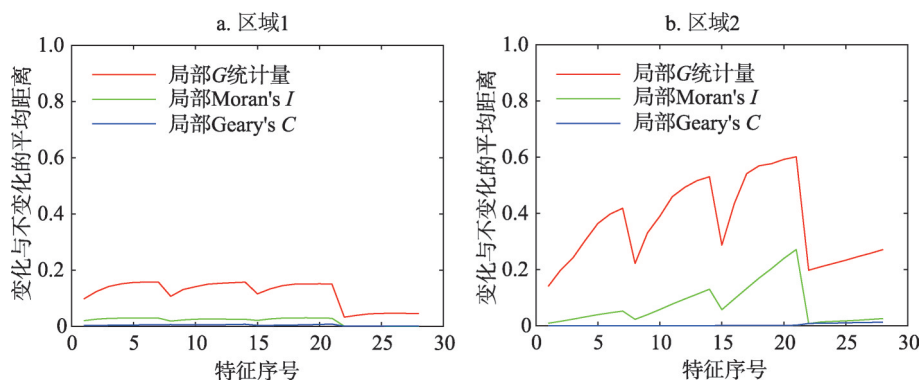


图11 局部自相关指数与变化的差异

Fig. 11 Local autocorrelation statistics and change differences in the first and second areas

2.3 应用验证

由区域1和区域2的变化检测结果可以得出，在光谱变化向量的基础上加入由全局Moran's I 结合半方差函数确定的Lag范围下的局部 G 指数能够显著的提高变化检测精度。下面将该结论用于区域3的变化检测中，以评估其可用性。

2.3.1 Lag范围的确定

使用相同的方法估计最优的Lag范围。从第一波段到第四波段，交点分别在3到4、3到4、3到4和2到3之间。因此，对于区域3来说，取Lag=1~4以保留更多的自相关信息。取Lag=7会产生数据的冗余。

2.3.2 变化检测结果

区域3的变化检测结果如图12所示，其中左侧图仅使用了变化向量，右侧图使用了变化向量及其Lag从1到4的多尺度局部 G 指数。可以看出，只考虑变化向量的检测结果中细小的图斑较多，存在有大量的误检，特别是建筑区的误检。加入多尺度局部 G 指数之后小图斑明显减少。

检测结果的精度评估如表7所示。基于光谱变化向量的变化检测的查全率、查准率和 $F1$ 分数分别为74.9%，34%和46.8%。加入多尺度局部 G 指数后，检测的查全率、查准率和 $F1$ 分数达到了78.4%、67.4%和72.5%，提高了3.5%、33.4%和25.7%，变化向量的

空间自相关指数对检测精度具有明显的改进作用。

综合三个区域的结果, 可以认为, 在遥感图像的光谱变化向量的基础上加入多尺度局部 G 指数作为图像特征, 能够有效地提高建设用地变化检测的精度。

土地覆盖变化是全球变化研究的重要组成部分, 城市作为人类活动的主要场所, 其变化更为活跃, 城市化已经成为人类活动和改造自然环境的主要方式之一, 对区域地表温度产生了重要的影响^[25]。随着中国城市化进程的加快, 城市扩张的过程和测度方法已经成为

城市土地利用的研究重点^[26], 建设用地在空间上的连片开发和扩展成为城市土地利用变化的主要特征。不管是“摊大饼”式的发展还是新型城市化的节约集约利用土地^[27], 建设用地在空间上呈现出的都是集中、连片开发的特点, 在变化上则为从无到有的扩大过程。

在高空间分辨率遥感图像中, 建设用地变化的强度表现为光谱波段的变化向量的高低, 变化的空间规律表现为变化向量的空间自相关性。不同的空间自相关指数对变化的表征能力不同, 多尺度的局部空间自相关指数尤其是局部 G 指数能够更有效地表征建设用地的变化, 并提高了建设用地变化检测的精度。

3 结论

基于南京市域内三个区域的2016年和2017年的北京2号多光谱遥感图像的建设用地的变化检测, 分析对比变化向量的空间自相关指数对检测精度的影响, 结论如下:

(1) 光谱变化向量具有显著的空间正相关性。随着Lag的增大, 正相关性逐渐减弱, 空间变异逐渐增强。

(2) 全局Moran's I 和半方差函数相结合可以确定最优的Lag范围。

(3) 光谱变化向量的局部 G 指数和局部Moran's I 指数能够提高建设用地变化检测的精度, 且前者的 $F1$ 分数优于后者。在三个案例区域中, 相比于只使用光谱变化向量的检测精度, 加入最优Lag范围下的局部 G 指数后的查全率、查准率、 $F1$ 分数分别提高了25.9%、15.1%、21.1%, 24.4%、17.6%、21.3%和3.5%、33.4%、25.7%。

需要注意的是, 本文检测的是遥感图像中面状建设用地的变化。在城市化过程中, 不可避免地会有一些细长的线状建设用地, 其在图像中的宽度可能只有几个像素, 此时应该根据具体情况重新设置合理的邻域规则和空间间隔。此外, 本文使用的是监督分类变化检测, 如何针对不同的遥感数据设计相应的算法, 提高变化检测的自动化程度还需要更多的工作。

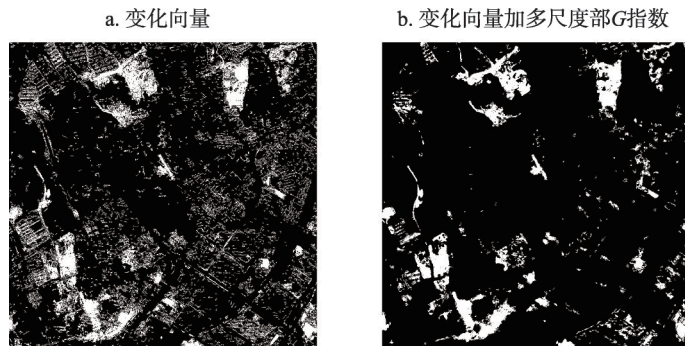


图12 区域3的变化检测

Fig. 12 Change distribution in the third area

表7 区域3变化检测结果的精度评估

Table 7 Accuracy assessment of change detection in the third area (%)

特征	查全率	查准率	$F1$ 分数
变化向量	74.9	34.0	46.8
变化向量及多尺度局部 G 指数	78.4	67.4	72.5

参考文献(References):

- [1] WEN Y, GONG J Z, HU Y G, et al. Simulation and analysis of urban land expansion conducted by ecological security. *Geographical Research*, 2017, 36(3): 518-528.
- [2] TOBLER W R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 1970, 46(s1): 234-240.
- [3] XU J G, YIN H W, ZHONG G F, et al. Study on African economy structure based on spatial autocorrelation. *Economic Geography*, 2006, 26(5): 771-775.
- [4] ZHAO J, WANG Y, SHI W. Using local Moran's I statistics to estimate spatial autocorrelation of urban economic growth in Shandong province, China. In: Singapore. *The Proceedings of International Conference on Geo-Spatial Knowledge and Intelligence*. Germany: Springer Press, 2017: 32-39.
- [5] 董玉红, 刘世梁, 安南南, 等. 基于景观指数和空间自相关的吉林大安市景观格局动态研究. *自然资源学报*, 2015, 30(11): 1860-1871. [DONG Y H, LIU S L, AN N N, et al. Landscape pattern in Da'an city of Jilin province based on landscape indices and local spatial autocorrelation analysis. *Journal of Natural Resources*, 2015, 30(11): 1860-1871.]
- [6] GHIMIRE B, ROGAN J, MILLER J. Contextual land-cover classification: incorporating spatial dependence in land-cover classification models using random forests and the Getis statistic. *Remote Sensing Letters*, 2010, 1(1): 45-54.
- [7] ANSELIN L. Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical Analysis*, 1995, 27(2): 93-115.
- [8] GETIS A, ORD J K. The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical Analysis*, 1992, 24(3): 189-206.
- [9] ZHANG B, XU G, JIAO L, et al. The scale effects of the spatial autocorrelation measurement: Aggregation level and spatial resolution. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 3(5): 945-966.
- [10] FAN C, MYINT S. A comparison of spatial autocorrelation indices and landscape metrics in measuring urban landscape fragmentation. *Landscape & Urban Planning*, 2014, 121(1): 117-128.
- [11] WELLMANN T, HAASE D, KNAPP S, et al. Urban land use intensity assessment: The potential of spatial-temporal spectral traits with remote sensing. *Ecological Indicators*, 2018, 85(1): 190-203.
- [12] GIBRIL M B A, IDREES M O, YAO K, et al. Integrative image segmentation optimization and machine learning approach for high quality land-use and land-cover mapping using multisource remote sensing data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018, 12(1): 016036.
- [13] HAOUAS F, DHIAF Z B, SOLAIMAN B. Fusion of spatial autocorrelation and spectral data for remote sensing image classification. In: Tunisia. *The Proceedings of 2016 2nd International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*. American: IEEE Press, 2016: 537-542.
- [14] 朱钟正, 苏伟. 基于局部空间统计分析的SPOT 5影像分类. *遥感学报*, 2011, 15(5): 957-972. [ZHU Z Z, SU W. The analysis of the classification of SPOT 5 image based on local spatial statistics. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(5): 957-972.]
- [15] READ J M, LAM S N. Spatial methods for characterising land cover and detecting land-cover changes for the tropics. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(12): 2457-2474.
- [16] MONDINI A. Measures of spatial autocorrelation changes in multitemporal SAR images for event landslides detection. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 554.
- [17] XIAN G, HOMER C, FRY J. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(6): 1133-1147.
- [18] MORAN. Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 1950, 37(1/2): 17-23.
- [19] GEARY R C. The contiguity ratio and statistical mapping. *Incorporated Stat*, 1954, 5(3): 115-127, 129-146.
- [20] 张松林, 张昆. 全局空间自相关Moran指数和G系数对比研究. *中山大学学报: 自然科学版*, 2007, 46(4): 93-97. [ZHANG S L, ZHANG K. Comparative study on Moran index and G coefficient of global spatial autocorrelation. *Journal of Sun Yat-sen University: Natural Science*, 2007, 46(4): 93-97.]
- [21] CARR J R, DE MIRANDA F P. The semivariogram in comparison to the co-occurrence matrix for classification of image texture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(6): 1945-1952.
- [22] BREIMAN L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [23] RODRIGUEZ G V F, GHIMIRE B, ROGAN J, et al. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2012, 67(1): 93-104.

- [24] 周志华.《机器学习》.北京:清华大学出版社,2016:30-33. [ZHOU Z H. Machine Learning. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 30-33.]
- [25] 杨浩,王子羿,王婧,等.京津冀城市群土地利用变化对热环境的影响研究.自然资源学报,2018,33(11):54-67. [YANG H, WANG Z Y, WANG J, et al. Study on the influence of land use change on the thermal environment in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration. Journal of Natural Resources, 2018, 33(11): 54-67.]
- [26] 李广东,方创琳,王少剑,等.城乡用地遥感识别与时空变化研究进展.自然资源学报,2016,31(4):703-718. [LI G D, FANG C L, WANG S J, et al. Progress in remote sensing recognition and spatial-temporal changes study of urban and rural land use. Journal of Natural Resources, 2016, 31(4): 703-718.]
- [27] 孙立宁.济南市建设用节约集约利用评价研究.山东:山东建筑大学,2015. [SUN L N. Evaluation and research on economical and intensive utilization of construction land in Jinan city. Shandong: Shandong Jianzhu University, 2015.]

Detection of the construction land change in fine spatial resolution remote sensing imagery coupling spatial autocorrelation

ZHANG Tao¹, FANG Hong², WEI Yu-chun^{2,3,4}, HU Qi⁵, XU Han-ze-yu²

(1. Nanjing Municipal Bureau of Planning and Natural Resources, Nanjing 210005, China; 2. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China; 3. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment (Nanjing Normal University), Ministry of Education, Nanjing 210023, China; 4. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographical Environment Evolution, Nanjing 210023, China; 5. Nnaging Underground Pipeline Data-managing Center, Nanjing 210029, China)

Abstract: In the urbanization of China, construction land is generally distributed as a continuous area, and its change shows distinct spatial aggregation leading to the strong spatial autocorrelation, which is more obvious in remote sensing imagery with a fine spatial resolution. Based on the TripleSat-2 multi-spectral remote sensing images covering Nanjing city in 2016 and 2017, the paper compares and analyzes the performance of remote sensing change detection of construction land after we introduced the spatial autocorrelation index of the change vector as the image feature. Firstly, the three typical spatial autocorrelation indices of local G , Moran's I and Geary's C are extracted, and then the optimal spatial range of Lag and the optimal autocorrelation index suitable for the change detection are determined. The results showed that: (1) The spectral change vector had significant positive correlation. (2) The optimal range of Lag can be determined by global Moran's I and semi-variance. (3) We used the local G and local Moran's I with the spectral change vectors to increase the $F1$ score of the change detection, and the local G showed the better performance. (4) Using the local G with the optimal range of Lag as additional image features, the $F1$ scores were 20% higher than that using only the spectral change vectors. Fusing local spatial autocorrelation information especially of the multi-scale local G as the additional image features can effectively improve the change detection accuracy of construction land in remote sensing imagery.

Keywords: remote sensing change detection; spatial autocorrelation; local G statistic; construction land; land cover