

基于遥感影像序列的建设占用 农用地时空信息提取

郝玉珠¹ 陈振杰¹ 侯仁福² 王贝贝¹¹

(1. 南京大学 地理与海洋科学学院, 江苏 南京 210046;

2. 安徽省第一测绘院, 安徽 合肥 230031)

【摘要】: 随着我国城市化进程持续深入, 大量农用地被建设占用, 严重威胁着粮食安全和生态环境。因此, 农用地保护刻不容缓, 而及时获取建设占用农用地时空信息是其重要基础。利用长时间序列 Landsat 影像, 构建了一种基于时序异常值分段检测的建设占用农用地信息提取方法。首先构造多种指数的原始时间序列和年际变化率时间序列, 根据年际变化率时间序列选择能够显著表征建设占用农用地的指数, 然后采用异常值检测算法对年际变化率时间序列进行异常值检测以获取发生土地利用变化的像元及其变化时点, 最后根据变化时点将原始时间序列分割为三段子序列, 并分别与建设用地原始时间序列、农用地原始时间序列对应的子序列进行相似性比较, 识别建设占用农用地的像元。实验证明, 该文提出的方法能够快速获取建设占用农用地的变化时点和空间位置信息, 变化时点检测的总体精度为 89.35%, Kappa 系数为 0.88; 空间位置检测精度为 93.49%, Kappa 系数为 0.91。

【关键词】: 遥感影像序列 农用地 建设占用 时空信息

【中图分类号】: F301 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1004-8227(2021)02-0371-11

过去 20 多年中, 我国经济快速发展、城市化快速推进, 人口和经济要素不断向城市集聚。为承载不断涌入的人口和经济要素, 城市建设用地规模持续增加, 导致大量的农用地被转变为城市建设用地, 严重威胁着粮食安全和区域生态环境。利用遥感影像, 可以快速地获取大区域的建设占用农用地的时空信息, 对于城市扩展监测、农用地保护等具有重要意义, 也可为深入探究区域人地关系提供强力支撑^[1]。

在基于遥感影像的土地利用变化检测研究中, 大体上主要采用双时相变化检测和时间序列变化检测两种策略。双时相变化检测是对两个时相的影像进行直接比较或先分析后比较等处理获取变化信息, 或将双时相扩展至多时相, 采用非监督分类、分割或随机森林等方法分类后变化检测^[2~4]。该类方法误差累积快, 且难以消除个别时相噪声和异常变化对检测结果的影响^[5,6]。而直接对时间序列进行分析来获取变化信息, 可以较好地解决以上问题。传统的做法是首先通过拟合或平均的方法得到某种地类在指定时段内的拟合函数或参考序列, 然后将新输入的时间序列与函数预测值或参考序列之间的距离作为变化检测的依据^[7~9]。与双时相的方法相比, 该方法可以较好的挖掘遥感时间序列的时间维信息, 具有较好的变化检测精度和实时性^[10]。在基于中低分辨率遥感影像的时间序列分析中, 大多采用像元级的时间序列, 即根据待检测像元的某种指标时间序列与多种参考土地类型

作者简介: 郝玉珠(1992~), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为遥感影像时间序列. E-mail: nju_hyz@163.com

陈振杰, E-mail: chenzzj@nju.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB0504205); 国家自然科学基金面上项目(41571378)

的时间序列的相似性，识别土地利用及其变化类型^[11, 12]，但所选取的参考序列对应的土地利用变化类型、变化时点对变化检测的精度有很大影响。在时序的相似性衡量算法中，很多学者选择动态时间归整 (Dynamic Time Warping, DTW) 算法，DTW 通过计算距离矩阵中的最短弯曲路径来表征两时间序列的相似程度^[13]，是一种有效的、应用广泛的时间序列相似性度量方法，在一定程度上可以降低不同变化时点的像元间时间序列相似性度量难度，但对于长时间序列而言，由于其计算过程中的累计误差，仍会大大降低其区分变化的能力^[14]。对于发生土地利用变化的像元，其时间序列包含变化前子序列、变化后子序列，如果将前后子序列分割开并分别检测，将会有效降低噪点和变化时点不确定带来的影响。

在变化检测指标选取方面，主要有波段性指标、指数型指标、线性变换性指标和组合型指标等，并且均已取得丰硕的研究成果^[15]。而基于 Landsat 影像的土地覆被研究中，指数型指标的应用最为广泛。针对植被研究常用的指数有归一化差异植被指数 (NDVI)、土壤调节植被指数 (SAVI) 等，针对水体研究的常用指数有归一化差异水体指数 (NDWI)、改进的归一化差异水体指数 (MNDWI)，针对建设用地常用的指数有归一化差异建筑指数 (NDBI)、施工板房 (蓝板房) 光谱识别指数 (BBI) 等^[16~19]。然而，针对特定的研究区和研究对象，如何优选指数并建立时间序列，如何检测土地利用变化时点，仍有待进一步研究。

针对以上问题，本文提出了基于时序异常值分段检测的建设占用农用地变化检测方法。该方法根据指数的年际变化率特征，选择能够最优表征建设占用农用地变化的指数，对最优指数年际变化率时间序列进行异常值检测，并根据异常值将最优指数的原始时间序列分割成三段子序列，分别利用动态时间弯曲相似性度量方法，提取各年份建设占用农用地的变化结果，最后进行精度验证。

1 研究方法

面向提取建设占用农用地信息的需求，本文提出一种基于时序异常值分段检测方法。方法首先构建了多种指数数据集，选取准周年数据^[19~22]，构建各指数的原始时间序列 (Original Time Series, OTS) 和年际变化率时间序列 (Interannual Change Rate Series, ICRS)，根据年际变化率时间序列，选择能最优表征建设占用农用地这一变化的指数，通过异常值检测、分段 DTW 提取建设占用农用地的信息。主要过程包括 3 个部分，分别为：(1) 最优指数选择。计算土地覆被研究中常用的指数，构建各指数的原始时间序列，对原始时间序列滤波后构建年际变化率时间序列，选择典型样本，比较该样本各指数年际变化率绝对值 (为表述方便，本文统称年际变化率) 时间序列，选取最优指数；(2) 土地利用变化时点检测。采用异常值检测算法检测最优指数年际变化率时间序列中的异常值；(3) 建设占用农用地类型识别。选取各土地利用未发生土地利用变化像元的原始时间序列作为标准时间序列，以检测出的异常值为分割点，将最优指数原始时间序列分割成三段子序列，并使用 DTW 方法分段识别变化类型。

1.1 最优指数选择

根据研究区的实际情况和本文的研究需要，将城市、农村居民区、公路和铁路等统一为建设用地，将农用地划分为草地、林地和耕地，水体划分为河流及坑塘水面等 (表 1)。

表 1 土地利用类型描述

类型	涵盖范围
建设用地	城市、农村居民区、公路、铁路等
农用地	林地、草地、耕地等
水体	河流、坑塘水面等

根据文献资料,总结了6种指数,这6种指数常用于土地利用转换研究^[23~26]。为了遴选能够更好地表征建设占用农用地这种土地利用变化的指数,在发生了建设占用耕地的区域,选取20个发生了建设占用农用地的样本像元,同样,每种未发生变化的土地利用类型,也选择20个样本像元,取每一类样本像元的均值以消除随机误差,通过基于均值进行时间序列的统计和比较来优选最优指数,提高时序异常值的变化检测精度。

采用傅里叶变换方法,对指数原始时间序列进行滤波降噪重构后,计算并构建年际变化率(相邻时相差值的绝对值)时间序列,突出相邻年份间的土地利用变化。按照时间顺序将相邻时相间的时段间隔以时点表示,时点2006表示2006~2007时段,以此类推,构建了包括10个变化时点的指数年际变化率时间序列。以SAVI指数为例,公式(1)用于计算SAVI时间序列的年际变化率^[17]。

$$SAVISI = |SAVI_{t+1} - SAVI_t| \tag{1}$$

式中:SAVISI_t表示两年间SAVI的变化率;SAVI_t表示t年的SAVI值;SAVI_{t+1}表示t+1年的SAVI值。

根据式(1),计算并构建了各指数的年际变化率时间序列,如图1(a)所示。选取了建设用地占用农用地的样本像元,变化时间在2007~2008年之间,统计了该区域样本6种指数的原始时间序列曲线以及年际变化率时间序列曲线(图1b,c),计算特征值时,取所有样本的均值。由图可知,6种指数均能反应出建设占用农用地的变化,其中SAVI指数特征最明显,NDVI次之,NDBI最差。图1(d)统计了主要土地利用类型的SAVI曲线,发现本文研究的农用地类型在SAVI指数上表现很接近,因此选择SAVI指数时间序列进行后续的变化检测分析。

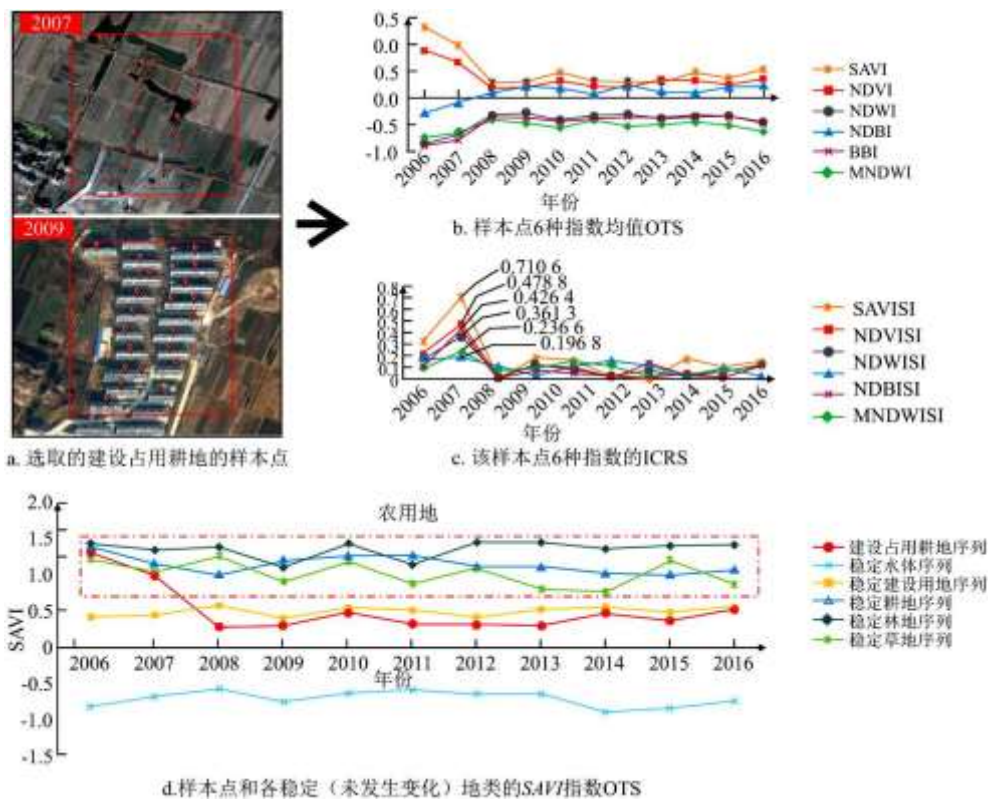


图1 建设占用农用地时间序列曲线

1.2 土地利用变化时点检测

一般来说,建设用地扩张具有不可逆性。因此当其他用地转换为建设用地后,相关指数的轨迹序列趋于稳定^[27]。对于建设占用农用地的变化,在10年左右的时间周期里,多数区域发生一次土地利用类型的转换,但有些区域会受到较大的人类活动影响,有可能发生多次类型的转变,即可能存在多个异常值。需要寻找一种可以同时检测多个异常值且计算效率高的算法。

1.2.1 基于MAD方法的时序异常值检测

异常值检测是一个相对成熟的研究领域,到目前为止已经形成了诸多较为成熟且实用的方法^[28]。对于大样本数据,有Grubbs检验法、Dixon检验法等。而对于小样本数据,如果样本中只有一个异常值,使用t检验方法效果较好。而针对多个异常值,中值绝对偏差法(Median Absolute Deviation, MAD)可以实现同时检测,并且不需要迭代运算,运行效率和效果也最优。本文采用该算法进行异常值检测。MAD方法是由FR. Hampel于1974年提出的^[29],对于单变量, MAD定义为数据点到中位数的绝对偏差的中位数。

$$MAD = k \cdot \text{medoam}_i(\{|x_i - \text{median}_j(x_j)|\}) \quad (2)$$

式中: k 为比例因子常量,对于正态分布数据, k=1.4826。因此,基于MAD检测异常值的公式如式(3)~(5):

$$\{d(x)\} = \{|x_0 - m(x)|, \dots, |x_i - m(x)|, \dots, |x_n - m(x)|\} \quad (3)$$

$$MAD = 1.4826 M_d \quad (4)$$

$$L = \frac{|x - m(x)|}{b_n MAD} \quad (5)$$

式(3)完成数据转换,其中, m(x)为数组的中值, M_d是数组{d(x)}的中值,式(4)计算了数组的MAD值,对于待检测值x,根据式(5)计算统计量L。其中, b_n是MAD的修正系数,修正系数如表2, n表示样本个数, L服从自由度n-1的t分布,因此,给定异值判定的显著性水平5%^[30],可以获取临界值t_α,如果L>t_α,则认为是异常值。

表2 MAD修正系数表

n	2	3	4	5	6	7	8	9	>9
b _n	1.196	1.495	1.363	1.206	1.200	1.140	1.129	1.107	n/(n-0.8)

1.2.2 空间异常值过滤

地物的 SAVI 随季相变化,受气候等变化因素的影响,各季节会发生小幅度的变化,但总体来看,年际变化相对较小,而当地表利用发生覆被变化时,指数才会有突变的现象。在年际时间序列中,土地利用变化可以看作是从一个稳态阶跃到另一个稳态。因此,变化年份的变化率相对于整个年际变化率时间序列表现为异常大值。另外,由于不同土地利用转换为建设用地临界值是不同的,仅凭异常值无法准确判断地物是否真正发生变化。因此通过在变化率影像中设置地物发生变化的最小临界值,将

超过临界值的像元提取出来。

因此, 最终的异常值(像元)像元应同时满足以下两个条件: (1)在变化率序列中有异常大值; (2)该异常值大于对应的年际变化率影像中所有像素的 2 倍标准差^[30]。满足(1)、(2)两个条件的像元为真正发生变化的像元, 异常时点即为该像元发生变化的年份。

1.3 建设占用农用地类型识别

本文旨在提取建设占用农用地的信息, 而 2.2.2 检测出的变化包含了所有可能的土地利用变化类型, 需要进一步筛选。因此本文提出了一种分段动态时间弯曲法的提取方案, 以进一步筛选目标像元。主要思想是: 根据异常值, 将 SAVI 指数原始时间序列分割成三部分, 选取稳定的(未发生任何变化)土地利用类型样本, 分别利用 DTW 算法进行相似性检测, 将第一部分符合农用地特征、第三部分符合建设用地特征的像元提取出来。

新北区土地利用变化主要集中在农用地、水体和建设用地之间。对异常值分析发现, 有部分像素发生的是农用地-水体、水体-建设用地的变化。本文研究的农用地所包含的土地类型(耕地、林地、草地)在 SAVI 指数上比较接近, 而水体与其他土地利用的区别较大(图 1d), 因此选择以上五类未发生土地利用变化的像元, 作为稳定的样本时间序列, 通过相似性度量将建设占用农用地的像元从所有变化中像元中提取出来。如图 2 所示, 像元 i 在 2007~2008 年期间发生了发生耕地到建设用地的变化。因此, 可以将原始时间序列分割为 S1 段(2006~2007)、变化段(2007~2008)和 S2 段(2008~2016)3 个部分, 其中 S1 和 S2 对应变化前和变化后的土地利用类型。分别与对应区间的样本时间序列做相似性度量, 可以提取建设占用农用地的像元。

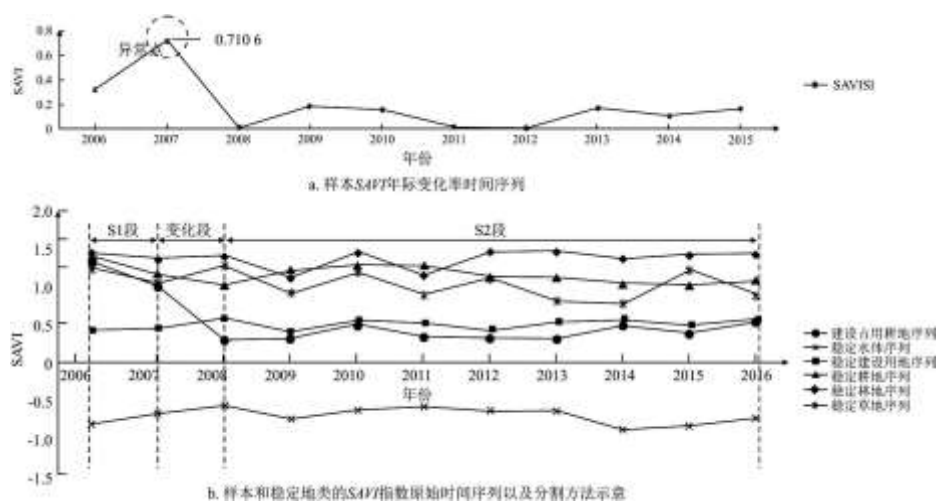


图 2 建设占用农用地序列的分段检测示意图

2 实验与结果分析

2.1 研究区与数据

江苏省常州市新北区位于长江三角洲中部, 地处 $31^{\circ} 48' \sim 32^{\circ} 03' \text{ E}$, $119^{\circ} 46' \sim 120^{\circ} 01' \text{ N}$ 之间(图 3)。新北区土地总面积 439.16 km^2 (不计 2015 年并入的奔牛镇), 土地利用类型以建设用地、农用地为主。新北区是常州国家高新技术产业开发区所在地, 该开发区是 1992 年经国务院批准、最早成立的 52 个国家级高新区之一。

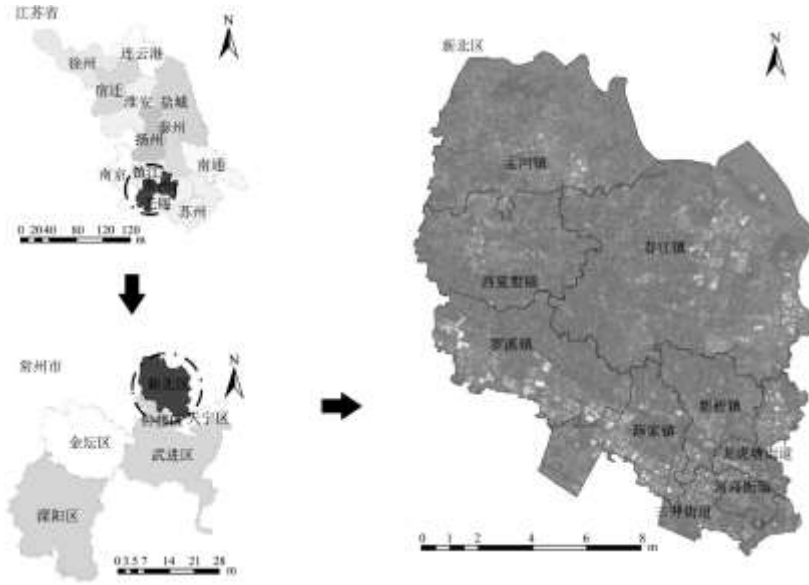


图 3 研究区位置

研究收集了常州市 2006~2016 年各年份的土地利用调查数据,用于辅助检测结果的精度评价。本研究使用数据均为 Landsat 遥感影像,来源于美国地质勘探局官方网站 (<https://earthexplorer.usgs.gov/>),轨道条带号(Path)为 119,行编号(Row)为 38。影像类型包括 Landsat5TM、Landsat7ETM+和 Landsat8OLI。根据实验需要,收集了 2006 年 3 月 2 日至 2016 年 12 月 2 日期间的 74 景无云影像,影像数据的类型及数量的分布如图 4。根据历年的影像分布情况,选取第 100~150d 之间的影像(图 4 中红色虚线以内),如果一年中该时间区间有多幅可用影像,则取多幅影像的均值作为该年份的代表影像。

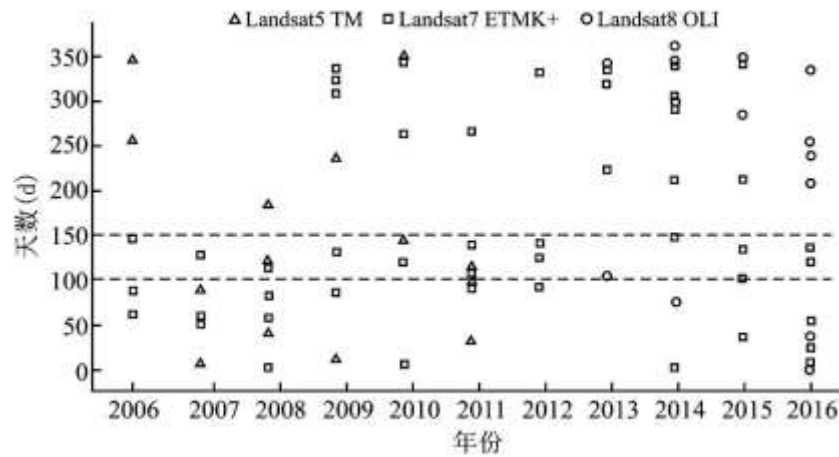


图 4 Landsat 影像收集及选取

遥感影像预处理主要包括辐射定标、大气校正、条带修复、相对辐射校正、影像裁剪。经过辐射定标和大气校正,将影像的 DN 值转换为地表反射率。由于 Landsat7ETM+机载扫描校正器(SLC)发生了故障,造成 2003 年 6 月以后的图像出现条带,将影响时间序列分析结果。因此,本研究采用三角插值算法,对实验中用到的 Landsat7ETM+影像进行条带修复^[31, 32]。遥感影像在不同季节的成像条件存在差异,从而会使各期遥感影像的成像效果有所不同,相对辐射校正能减小各期影像之间的成像效果差异。对经过大气校正、条带修复的影像进行裁剪,得到最终的研究区影像。

2.2 检测结果与精度评价

从本质上来讲,本文提出的变化检测方法,也属于通过阈值分割获取变化信息的方法范畴,因此,文章以式(5)的L值表示变化强度,L越大表示变化的可能性越大,反之则变化的可能性越低。获取相邻年间的异常值(L值)图像之后,结合1.2.2中的条件进行空间域的过滤,获取最终的变化信息。图5表示2006~2016年相邻时相的变化强度图(L值,95%置信度),表3为最终的阈值选择情况(年际变化率影像中像元的2倍标准差)。利用上述方法,提取了2006~2016年新北区建设占用农用地结果(图6a)。

文章采用混淆矩阵进行精度评价:使用分层抽样方法^[33],从每年变化的结果中以及未发生变化的样本中分别抽样(06或2006表示2006~2007,依次类推),其中未变化部分抽取120个样本点,每年变化结果中各抽取50个样本点,总计620个样本点(图6b)。结合对现有Landsat遥感影像目视解译和GoogleEarth高分遥感影像辅助判别的方式验证样本点的正确性。首先验证了检测的结果的空间精度,即验证检测结果是否发生了建设用地占用农用地的变化,通过对样本点逐一核实,类型检测正确率达到了93.49%,Kappa系数为0.91。

表4为计算时间精度的混淆矩阵,即验证本文方法对变化时点的检测精度,计算得到变化时点检测精度为89.35%,Kappa系数0.88,表明本文提出的方法可以很好地检测建设占用农用地的变化时点。其中,未变化的120个样本点,有5个在不同年份发生建设用地扩张,而发生建设用地扩张的样本点中,仅有12个未发生建设用地扩张,建设用地范围存在一定程度被低估现象。另外,变化时点检测有误样本,其误差大部分为1年,但也有少部分误差为2年。2006、2013和2015年3个年份的变化时点的用户精度较低,原因可能是处于时间序列的两端,在分段之后的子序列较短而无法准确识别。

2.3 新北区建设占用农用地空间格局及驱动力分析

常州市新北区位于长江三角洲中心地区,属“苏锡常”都市圈和“常一泰”跨江增长区域这两个经济中心的重叠范围内,是苏南向苏中、苏北辐射的关键区域。同时,新北区处于江苏省沿江开发区域的中心地带,紧邻江阴等沿江经济最发达的地区。作为典型的发达地区城镇化发展区域,新北区的经济建设和城市化进程都取得了飞速的发展。如图7所示,2006~2016年,地区生产总值由203.50亿元增长至1155.03亿元,年均增长5.04%;工业总差值由138.90亿元增长至580.33亿元,总产值10年间翻了约4倍之多;总人口由42.21万人增至68.98万人。因此,从整体上看,经济发展是建设占用农用地的的重要因素。

表3 分割阈值选择情况

年份	2*std	年份	2*std
2006~2007	6.68	2011~2012	6.04
2007~2008	7.25	2012~2013	6.54
2008~2009	6.28	2013~2014	5.05
2009~2010	5.91	2014~2015	5.06
2010~2011	5.58	2015~2016	5.13

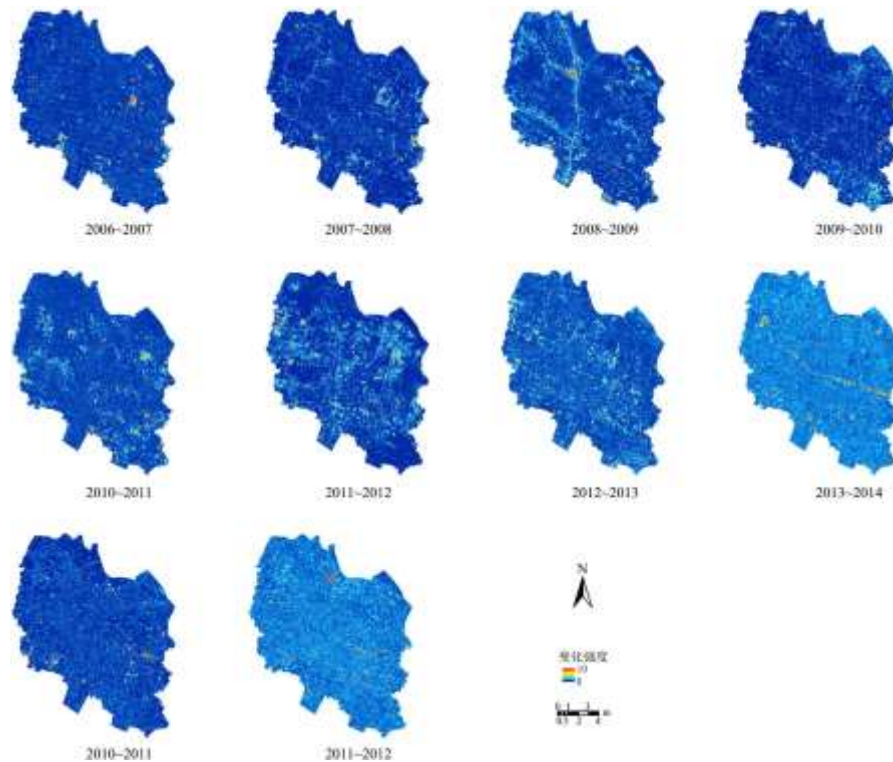


图 5 相邻年份的变化强度分布图

如图 5、图 8(c), 从空间分布上来看, 新北区土地利用强度不是完全随机, 而是以局部聚集为主, 主要特征体现为: 以城镇为中心, 带动城乡结合部的农用地向建设用地转换, 并且在新修道路的带动下, 建设用地沿交通线不断扩张, 彰显了道路及其他交通枢纽对土地变化的“牵引力”。变化的主要区域在新北区东部、东南部以及南部的春江镇、薛家镇和新桥镇(如图 8a, c), 结合新北区的城区分布, 频繁开发建设的新城区(春江镇)变化强度高, 在各区域呈现高值集聚。

图 8b 为研究区内 2016 年主要的公路、铁路、河流及机场分布状况。由图可知, 春江镇坐落在长江之滨, 水陆交通发达。作为江苏常州滨江经济开发区所在地, 近年来招商引资工作成效显著, 一些大型企业集团纷纷入驻, 致使建设占用农用地较多。薛家镇是新北区经济条件最优的乡镇, 其优越的地理位置和便捷的交通环境促进了区域内经济的持续快速发展, 也导致了较多的新增建设用地。西南部的罗溪镇紧邻常州奔牛国际机场, 多条高速公路及省道过境而过, 拥有省内最大的内河港口—奔牛港, 水陆空铁交通便捷, 大量基础设施建设导致占用农用地较多。结合变化强度图(图 5), 从局部来看, 距水系、城镇中心以及省级以上道路的距离, 是发生转换的主要驱动力之一。

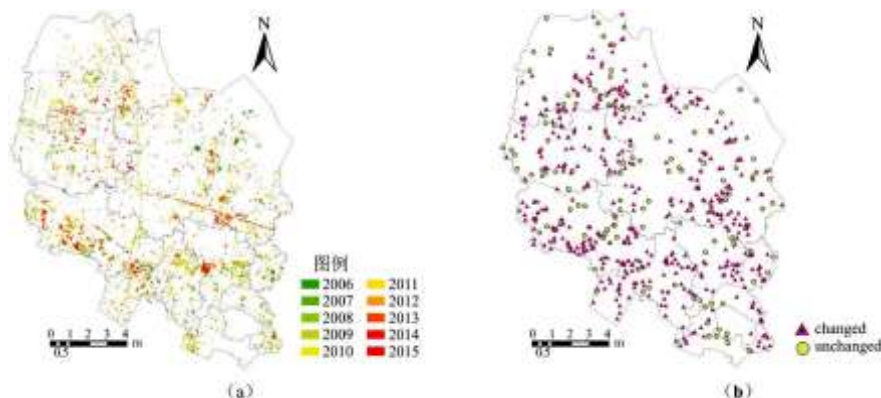


图 6(a)各年份的变化检测结果，(b)验证点空间分布

表 4 变化时点检测精度评价混淆矩阵表

检测结果	参考地类											用户精度 (%)
	未变化	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	
未变化	115	0	0	2	1	0	1	0	1	0	0	95.83
06	1	43	3	2	0	0	1	0	0	0	0	86.00
07	1	2	44	1	0	1	0	0	1	0	0	88.00
08	1	0	1	46	1	1	0	0	0	0	0	92.00
09	1	0	0	1	48	0	0	0	0	0	0	96.00
10	2	0	1	0	1	45	1	0	0	0	0	90.00
11	1	0	0	0	2	1	45	1	0	0	0	90.00
12	0	0	0	1	0	2	1	44	1	1	0	88.00
13	1	0	0	0	0	1	2	3	42	0	1	84.00
14	1	0	0	0	0	0	2	2	2	42	1	84.00
15	2	0	0	0	0	1	0	0	2	5	40	80.00
生产者精度 (%)	91.27	95.56	89.80	86.79	90.57	86.54	84.91	88.00	85.71	87.50	95.24	
总体精度：89.35%kappa:0.88 像元总数：620												

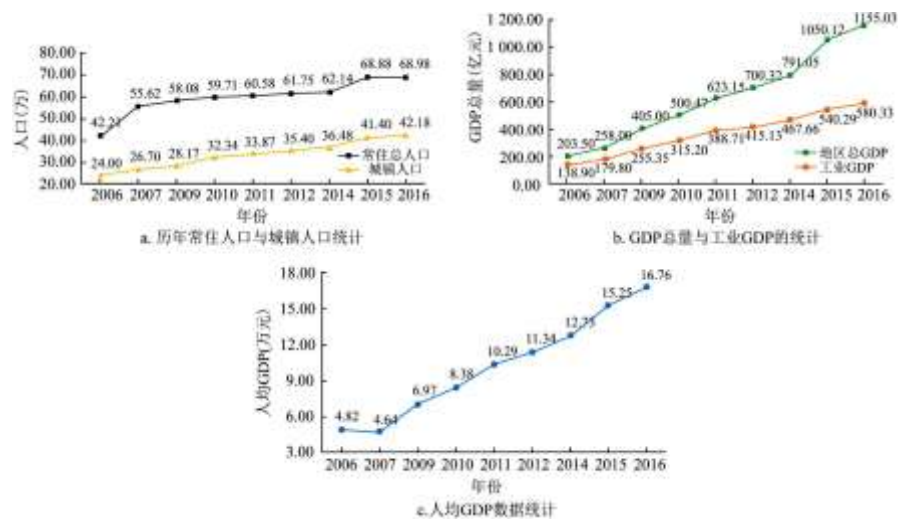


图 7 新北区 2006~2016 年人口与经济统计

注：数据来源于常州市统计年鉴，2008 和 2013 年统计数据缺失。

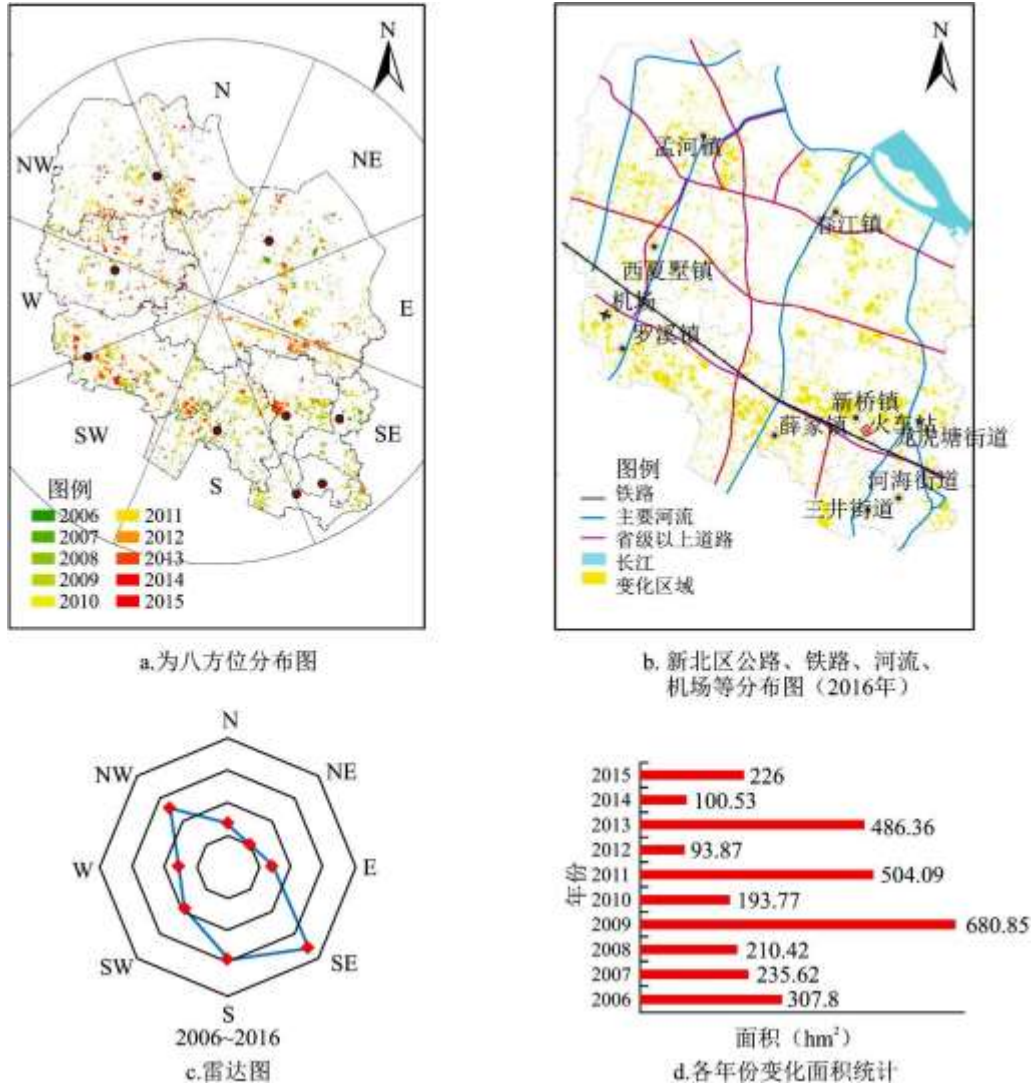


图 8 建设占用农用地空间分布及面积统计

从变化时间上来看，具有间歇性迅速扩张的特点(图 8d)。除了 2006~2008 年期间增长平稳之外，从 2009 年开始，进入间歇性快速增长的趋势。建设用地迅速扩张与缓慢增长交替出现。“十一五”规划(2006~2010 年)期间，建设用地扩张迅速，逐年攀升，其中，2009 年到达顶峰，达到了 680hm²，主要是大量基础设施建设导致。2011 年、2013 年占用情况基本持平，都在 500hm² 左右。2012 年和 2014 年占用情况大致相等，都维持在 100hm² 左右。

3 结论

本文利用长时间序列 Landsat 影像，依据年际变化率时间序列后，优选了时序变化特征明显的 SAVI 指数，提出了基于时序异常值分段检测的建设占用农用地变化检测方法。将该方法应用于常州市新北区 2006~2016 年期间建设占用农用地变化检测实验中，结果显示，类型检测正确率达到了 93.49%、Kappa 系数为 0.91，变化时点检测精度为 89.35%、Kappa 系数 0.88，表明该方

法高效可行，可为城市扩张检测提供新的思路。随着研究区域城镇化进程的加速、基础设施的兴建，导致全区城镇建设迅速扩展外延，农用地保护面临着严峻的挑战。从变化的空间分布上来看，变化的主要区域在春江镇、薛家镇和新桥镇，其中经济、交通和城镇中心是其主要诱因。从时间上来看，具有间歇性迅速扩张的特点，建设用地迅速扩张与缓慢增长在年际上交替出现。

基于时序异常值分段检测的方法能够较好地提取建设占用农用地的变化像元及其变化时点，可以为大区域土地利用变化检测提供新思路、新方法。而对于农用地和建设用地所涵盖精细土地类型的变化检测，仍有待进一步探究。将来的研究工作将着眼于寻求更好的方法来构建时间序列数据、发现变化规律，从而检测更精细的土地利用变化。

参考文献:

- [1]张良培. 多时相遥感影像变化检测的现状与展望[J]. 测绘学报, 2017, 46(10):1447-1459.
- [2]CLARK M L, AIDE T M, GRAU H R, et al. A scalable approach to mapping annual land cover at 250 m using MODIS time series data: A case study in the Dry Chaco ecoregion of South America[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2816-2832.
- [3]LINKE J, MCDERMID G J. A conceptual model for multi-temporal landscape monitoring in an object-based environment [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 4(2):265-271.
- [4]BONTEMPS S, BOGAERT P, TITEUX N, et al. An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 3181-3191.
- [5]ZHU Z, WOODCOCK C E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 144:152-171.
- [6]眭海刚, 冯文卿. 多时相遥感影像变化检测方法综述[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2018, 43(12):1885-1898.
- [7]MITHAL V, O'CONNOR Z, STEINHAEUSER K, et al. Time series change detection using segmentation: A case study for land cover monitoring[C]. 2012 Conference on Intelligent Data Understanding. 2012:63-70.
- [8]RODRIGUES A, MARÇAL A R S, CUNHA M. Identification of potential land cover changes on a continental scale using NDVI time-series from SPOT VEGETATION[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(22):8028-8050.
- [9]KLEYNHANS W, OLIVIER J C, WESSELS K J, et al. Detecting land cover change using an extended kalman filter on MODIS NDVI time-series data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(3):507-511.
- [10]赵忠明, 孟瑜, 岳安志, 等. 遥感时间序列影像变化检测研究进展[J]. 遥感学报, 2016(20):1125.
- [11]孙越凡, 钟礼山, 程亮, 等. 动态时间弯曲技术支持下时序 NDVI 数据的耕地分布信息提取——以江苏省苏南地区为例[J]. 资源科学, 2014, 36(9):1977-1984.
- [12]钟礼山, 李满春, 伍阳, 等. 利用 SAR 影像时间序列的耕地提取研究[J]. 地理科学进展, 2015, 34(7):830-839.

-
- [13]JEONG Y-S,JAYARAMAN R.Support vector-based algorithms with weighted dynamic time warping kernel function for time series classification[J].Knowledge-Based Systems,2015,75:184-191.
- [14]GUAN X,HUANG C,LIU G,et al.Mapping rice cropping systems in vietnam using an NDVI-based time-series similarity measurement based on DTW distance[J].Remote Sensing,2016,8(1):19.
- [15]周启鸣. 多时相遥感影像变化检测综述[J]. 地理信息世界, 2011(2):28-33.
- [16]WANG B,CHEN Z,ZHU A-X,et al.Multi-level classification based on trajectory features of time series for monitoring impervious surface expansions[J].Remote Sensing,2019,11(6):640.
- [17]WANG W,CHEN Z,LI X,et al.Detecting spatio-temporal and typological changes in land use from Landsat image time series[J].Journal of Applied Remote Sensing,2017,11(3):035006.
- [18]徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005(5):589-595.
- [19]汤冬梅, 樊辉, 张瑶. Landsat 时序变化检测综述[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(8). 1069-1079.
- [20]HUANG C,GOWARD S N,MASEK J G,et al. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks[J].Remote Sensing of Environment,2010,114(1):183-198.
- [21]KENNEDY R E,COHEN W B,SCHROEDER T A.Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics[J].Remote Sensing of Environment,2007,110(3):370-386.
- [22]AHMED O S,FRANKLIN S E,WULDER M A,et al.Characterizing stand-level forest canopy cover and height using Landsat time series,samples of airborne LiDAR,and the Random Forest algorithm[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2015,101:89-101.
- [23]AGGARWAL S,MISRA M.Comparison of NDVI,NDBI as indicators of surface heat island effects for bangalore and new delhi:Case Study[C]//CHRYSOULAKIS N,ERBERTSEDER T,ZHANG Y.Remote sensing technologies and applications in urban environments III.Berlin,Germany:SPIE,2018:44.
- [24]HAN N,WU J,TAHMASSEBI A R S,et al.NDVI-Based lacunarity texture for improving identification of torreya using object-oriented method[J].Agricultural Sciences in China,2011,10(9):1431-1444.
- [25]JÖNSSON P,EKLUNDH L.TIMESAT:A program for analyzing time-series of satellite sensor data[J].Computers & Geosciences,2004,30(8):833-845.
- [26]WU C,GONSAMO A,GOUGH C M,et al.Modeling growing season phenology in North American forests using seasonal mean vegetation indices from MODIS[J].Remote Sensing of Environment,2014,147:79-88.
- [27]XUE X,LIU H,MU X,et al.Trajectory-based detection of urban expansion using Landsat time series[J].International Journal of Remote Sensing,2014,35(4):1450-1465.

-
- [28]苏卫星, 朱云龙, 刘芳, 等. 时间序列异常点及突变点的检测算法[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(4):781-788.
- [29]HAN B, WU Y, SONG Y. A novel active contour model based on median absolute deviation for remote sensing river image segmentation[J]. Computers & Electrical Engineering, 2017, 62:209-223.
- [30]殷守敬. 基于时序 NDVI 的土地覆盖变化检测方法研究[D]. 武汉大学, 2010.
- [31]LONG J A, LAWRENCE R L, GREENWOOD M C, et al. Object-oriented crop classification using multitemporal ETM+ SLC-off imagery and random forest[J]. GIScience & Remote Sensing, 2013, 50(4):418-436.
- [32]ROMERO-SANCHEZ M E, PONCE-HERNANDEZ R, FRANKLIN S E, et al. Comparison of data gap-filling methods for Landsat ETM+ SLC-off imagery for monitoring forest degradation in a semi-deciduous tropical forest in Mexico[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(11):2786-2799.
- [33]FOODY G M. Assessing the accuracy of land cover change with imperfect ground reference data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(10):2271-2285.