

引用格式: 聂拼, 梁明, 李玉洁, 等. 基于最邻近时空距离的土地变化过程时空模式分析[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(3): 628-637. [Nie P, Liang M, Li Y J, et al. Spatiotemporal model analysis of land change process based on nearest spatiotemporal distance[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(3): 628-637.] DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190569

基于最邻近时空距离的土地变化过程时空模式分析

聂拼¹, 梁明^{2,3*}, 李玉洁^{2,3}, 游欣妍^{2,3}, 孙晓娟⁴

1. 南京大学地理与海洋科学学院, 南京 210023; 2. 安徽大学资源与环境工程学院, 合肥 230601; 3. 安徽大学安徽省矿山生态修复工程实验室, 合肥 230601; 4. 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉 430079

Spatiotemporal Model Analysis of Land Change Process based on Nearest Spatiotemporal Distance

NIE Pin¹, LIANG Ming^{2,3*}, LI Yujie^{2,3}, YOU Xinyan^{2,3}, SUN Xiaojuan⁴

1. School of Geography and Ocean Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. School of Resources and Environmental Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China; 3. Anhui Province Engineering Laboratory for Mine Ecological Remediation, Anhui University, Hefei 230601, China; 4. School of Resource and Environment Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Due to human activities and rapid urban expansion, land use/land cover has changed dramatically. The change has a great impact on the ecological environment and surface landscape. The change process of land use and cover change is not only affected by various factors such as nature and economy, but also an external representation restricted by the laws of human activities and natural factors. Therefore, it is of vital significance to study the change process of land use and land cover. For the monitoring and analysis of land use and cover change, the traditional method focuses on the study of the overall differences in land use structure in each spatiotemporal snapshot. This method cuts off the organic connection of land use units in the evolution process between different snapshots. Traditional research has the phenomenon of paying attention to pattern but neglecting process and emphasizing simulation but despising measurement. This paper takes the land change process composed of serial land use data as the core research object. The advantage of this is that the relevant land evolution units at different time snapshots can be considered as a unified whole. On this basis, this paper chooses the nearest spatiotemporal distance to measure the spatiotemporal agglomeration of the land use change process. First, through multiple experiments, the appropriate space-time grid was selected to segment the land use/land cover data in the study area. Secondly, based on the analysis, the typical land use change process was extracted. And then, for the land use change process object on the space-time cube, calculate the average nearest-neighbor spatiotemporal distance. The distance is compared with the distance value in the random mode based on Monte Carlo simulation, so as to judge the spatiotemporal aggregation of the land use change process in the

收稿日期: 2019-09-30; 修回日期: 2019-12-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41602173、41771188); 安徽省自然科学基金项目(1908085QD164); 安徽省高等学校自然科学基金项目(KJ2019A0046); 安徽省国土厅科技项目(2016-K-12)。[**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No.41602173, 41771188; National Natural Science Foundation of Anhui, No.1908085QD164; Natural Science Research Project of Anhui Higher Education Institutions, No.KJ2019A0046; Science and Technology Project of Department of Land and Resources of Anhui Province, No.2016-K-12.]

作者简介: 聂拼(1996—), 女, 湖南娄底人, 硕士生, 主要从事时空数据的建模与分析研究。E-mail: mg1927070@smail.nju.edu.cn

*通讯作者: 梁明(1984—), 男, 安徽淮南人, 博士, 讲师, 主要从事时空数据挖掘和3DGIS研究。E-mail: lming@mail.cnu.edu.cn

study area. Finally, the results were tested for statistical significance. The land use data of Huainan mining area from 2008 to 2017 was used for empirical research. The land use evolution process from cultivated land to grassland in any two years was selected as a typical spatiotemporal evolution type. The results show that this type of land change in the study area has exhibited a spatiotemporal aggregation pattern in the past 10 years, but the pattern is not statistically significant. The research in this paper is helpful for grasping the evolution process of land use units in space and time, and to explore the potential spatiotemporal evolution patterns in the process of land use change.

Key words: land change process; spatiotemporal patterns; spatiotemporal aggregation; nearest neighbor distance; Monte Carlo simulation; spatiotemporal distance; LUCC; significance evaluation

***Corresponding author:** LIANG Ming, E-mail: lming@mail.ccnu.edu.cn

摘要: 土地利用/土地覆盖受人类活动和城市的快速扩张的影响发生了巨大的变化,这种变化对生态环境和地表景观的影响极大。土地利用/土地覆盖的变化过程既受自然、经济等多种因素的影响,也是人类活动规律和自然因素制约的外部表征。因此研究土地利用/土地覆盖的变化过程具有重要的意义。土地利用/覆盖变化的监测和分析,在传统的方法中侧重于分别对各个时空快照上土地利用结构的整体差异的研究,割裂了不同快照间土地利用单元在演化过程上的有机联系。本文以序列土地利用数据构成的土地变化过程为核心研究对象,在土地变化过程的最邻近时空距离度量的基础上,开展基于蒙特卡洛随机模拟的土地变化过程的时空聚集性度量,量化分析土地利用变化过程时空聚集模式的显著性。使用淮南市市辖区2008—2017年土地利用数据,选取典型的时空演化类型(任意2年间从“耕地”演变为“草地”)进行实证研究,结果表明此类土地变化过程在过去10年呈现出时空聚集模式,但统计上并不显著。本文的研究有利于把握土地利用单元在时空上的演变过程,探查土地利用变化过程中潜在的时空演化模式。

关键词: 土地变化过程;时空模式;时空聚集性;最邻近距离;蒙特卡洛模拟;时空距离;土地利用/覆盖变化;显著性评价

1 引言

土地利用/覆盖变化(Land Use and Cover Change, LUCC)作为全球变化、资源管理和环境监测等领域的重要研究内容,已成为多学科交叉研究的前沿和热点^[1-3]。随着对地观测手段的更新,LUCC数据的采集效率快速提升,序列土地利用数据的易得性提高,使得在纵向上精确研究土地变化过程成为可能;同时,从海量的LUCC数据中挖掘知识和规律、发挥数据的价值也越发迫切^[4]。LUCC早期的研究侧重于土地利用格局与过程的综合表征,即通过土地利用动态度、转移矩阵等方式从总体上刻画不同时间快照下的土地利用状态以及快照间的总体差异^[1-5],忽视了连续土地利用演化事件的时空特征分析,时空表达能力不足^[5],不利于对土地利用变化过程的时空规律认知^[6-7]。近年来,学者们更加注重研究决策过程和不同经济、自然扰动情景对土地变化的可能影响,重点发展了Markov模型、多元统计模型、系统动力模型、CLUE/CA模型和多智能体模型等^[8-11]。随着对地观测数据的快速增加以及对于精准度量变化过程的需求,LUCC研究已经从格局导向型向着过程导向型发展。深化基于土地利

用变化过程的LUCC研究将有助于增进对人地系统相互作用和复杂反馈机理的理解。

土地利用的时空演化不是完全随机的,通常存在特定的聚集或关联模式,所以开展针对土地利用变化过程的“时空模式发现”研究能够提升对LUCC过程的正确认识。而在当前“随机模式”的探查和评估方法上,NNI和Ripley's K通常分别用于全局评估和多距离尺度评估,然而此类方法将时空过程压缩为二维平面上的离散点数据,在客观上割裂了地理过程的时间联系^[12-14];Kulldorff倡导和发展的扫描统计方法,则侧重于评估点的存在强度是否显著高于局部的点,主要用于热点区域发现,其扫描窗口以圆形或椭圆等规则形状为主^[15-16];常用的扫描统计分析工具有CrimeStat和SaTScan等^[17-20]。总体而言,相关方法虽然可以识别空间上的集聚特征,却无法评估地理单元在方向、形状、大小上的时空变化,面向不规则多边形数据的时空统计方法研究仍很薄弱;对于土地利用类型变化数据而言,其时空结构的复杂性制约了传统数据挖掘方法的应用,针对LUCC时空序列的“随机模式”研究匮乏。因而迫切需要研究可以捕捉时空维度上不同的演化类型、检测复杂时空拓扑变化的时空

模式发现方法。

时空聚集性是重要的地理规律和现象,开展典型区域的土地利用变化过程的时空随机模式研究有利于深入理解土地利用变化规律,优化土地管理和决策^[21]。同时从时空过程视角出发,研究土地利用过程的时空随机模式也是将土地利用变化研究由传统的“格局驱动”推向“过程驱动”的积极实践^[5,9]。因此,本研究通过构造时空格网的方法提取土地利用变化的时空演变过程;以时空最邻近距离为主要指标,开展基于蒙特卡洛模拟方法的土地利用变化过程的时空随机模式研究,并探讨时空随机模式的显著性评价方法。

2 研究方法

2.1 时空过程提取方法

本研究通过创建规则格网的方法提取土地利用数据的时空过程。首先将研究区域不同时期的数据用相同的格网进行划分,然后将同一格网位置在连续时间下所组成的阵列作为一个时空演化序列^[22],其中格网内部的属性处处相同(图1)。将不规则的时空演变过程表示为有限个不同时期的规则格网的叠加,在突出时空演变过程的变化特征的同时降低了计算的复杂度,从而能更方便、快捷地对LUCC时空数据进行建模、查询以及分析^[23]。在处理过程中需要解决以下2个关键问题:① 格网尺度问题。结合研究区范围以及空间分辨率,经过多次试验,最终划分为300 m×300 m的格网;② 边缘

格网赋值问题。对于研究区边缘的不规则地块,面积大于0.5个规则格网的单独作为一个样区,面积小于0.5个规则格网的并入相邻的样区^[24]。

2.2 基于网格的土地演化单元时空距离度量

LUCC过程的时空随机模式分析离不开时空距离的度量,尽可能准确地度量时空序列之间的距离是探查土地利用变化过程在时空上是否具有显著聚集性的关键。现有的时空研究大多是将时空数据降低维度后映射为空间平面数据,再用空间统计方法来分析其随机模式^[25-26],客观上割裂了地理过程的时间联系^[27],无法真正得到时间尺度上的规律。而且,和传统的面向静态的土地利用单元不同,土地利用类型的时空演化序列受时间属性的约束,无法用常规的距离计算方式进行度量。因此针对格网序列数据,本文提出一种基于网格的土地演化单元时空距离度量方法,为进行LUCC时空过程的随机模式分析提供理论基础。

2.2.1 数据标准化处理方法

对于土地利用变化的时空数据,由于空间和时间之间具有不同的量纲和量纲单位,在度量时空距离时,直接进行计算会影响到分析的结果。为了消除量纲对时空距离度量的影响,需要对数据进行标准化处理,使时间和空间的单位处于同一数量级,从而具有可比性。本文采用的是Z-score标准化方法,将结果限制在[0, 1]区间。转化函数为:

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

式中: x' 表示标准化后的数据; x 表示原始数据;

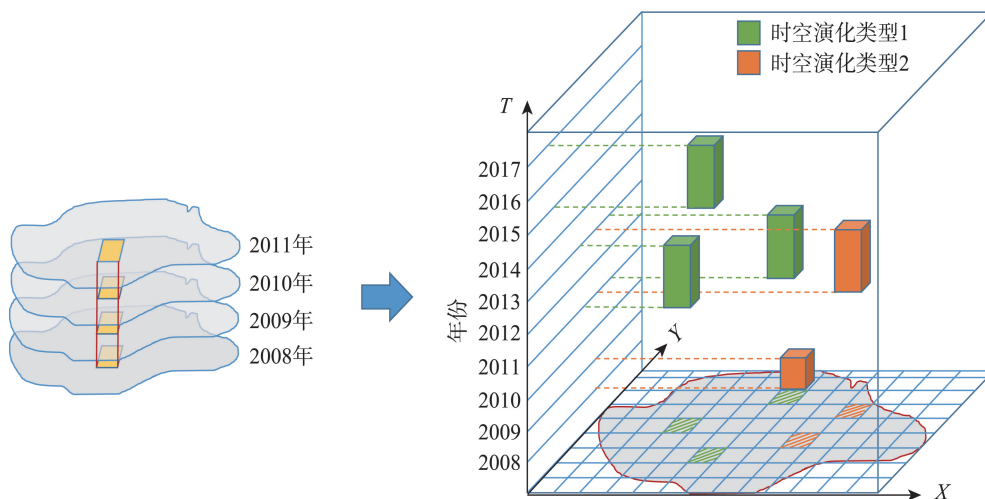


图1 LUCC时空过程提取示意

Fig. 1 Sketch of LUCC spatiotemporal processes extraction

μ 表示所有数据的均值; σ 表示所有数据的标准差。

2.2.2 时空距离度量方法

由于将不规则时空演化序列转换为规则格网序列,在格网内各处的属性一致,所以格格网的空间位置可以用格网中心点的坐标(x, y)代替,由于同类型的时空演化序列间的时间长度是相同的,所以时间位置可用序列基期的时间(t)表示,因此时空演化序列的时空位置就可以用(x, y, t)唯一表示(图2)。对于各演化序列之间的时空距离,本文采用欧式距离的方法进行计算(式(2))。但是,如2.1节中所指出,空间和时间之间的量纲不一致,所以采用标准化欧式距离的方法,即先对时间和空间分别使用Z-score 标准化方法进行标准化,消除量纲后,再用欧式距离进行计算(式(3))。

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (t_1 - t_2)^2} \quad (2)$$

$$d' = \sqrt{\left(\frac{x_1 - x_2}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{y_1 - y_2}{\sigma_2}\right)^2 + \left(\frac{t_1 - t_2}{\sigma_3}\right)^2} \quad (3)$$

式中:(x_1, y_1, t_1)和(x_2, y_2, t_2)分别表示2个不同演化序列的时空坐标; d 表示点之间的欧式距离; d' 表示点之间的标准化欧式距离; $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 分别表示所有演化序列的 x, y, t 的标准差。

2.3 基于蒙特卡洛模拟的显著性评价

不同的时空分布模式蕴含着不同的规律和特点,只有对这些模式进行度量,才能展开进一步的分析,通常模式的探查不是准确无误的,而是一种模拟统计的结果。蒙特卡洛模拟通过足够多次的随机模拟实验,将得到的某一事件出现的频率或某个随机变量计算的平均值作为问题的解。该方法

对目标事件分布的数量和几何特征进行了充分考虑,可以真实地模拟实际物理过程。对于蒙特卡洛随机模拟,只要进行足够多次的模拟实验,就可得到一个比较可靠和精确的结果,并且易于编制程序实现。所以本文通过设计蒙特卡洛模拟实验来实现对各类演变过程的时空随机模式的度量,并进一步通过显著性检验来评价所得出的随机模式是否具有统计显著性。

2.3.1 蒙特卡洛模拟实验方法

蒙特卡洛模拟实验是一种根据某已知分布的概率密度函数,产生服从此分布的样本的方法。首先在总样本中随机抽取1000个时空演化序列,对其中满足所要分析的时空演变过程类型的所有序列都计算最邻近距离,再计算这些最邻近距离的均值,然后重复随机实验999次,取每次实验所得均值的期望 $E(d_{\min})$ 作为评价分布模式的指标。即

$$E(d_{\min}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{d}_{\min}(i) \quad (4)$$

式中: $E(d_{\min})$ 表示999次随机实验获得的平均最邻近时空距离的期望; \bar{d}_{\min} 表示每次实验的平均最邻近时空距离; n 为实验的总次数; i 为第*i*次实验。

时空随机模式可以通过最邻近指数 R 的大小来进行判断。根据所要分析的时空演变过程类型的真实分布情况,求出各序列之间最邻近距离的平均值(\bar{D}_{\min}),则最邻近指数 R 即为真实观测数据的 \bar{D}_{\min} 与随机样本的期望 $E(d_{\min})$ 的比值,用公式表示为:

$$R = \frac{\bar{D}_{\min}}{E(d_{\min})} \quad (5)$$

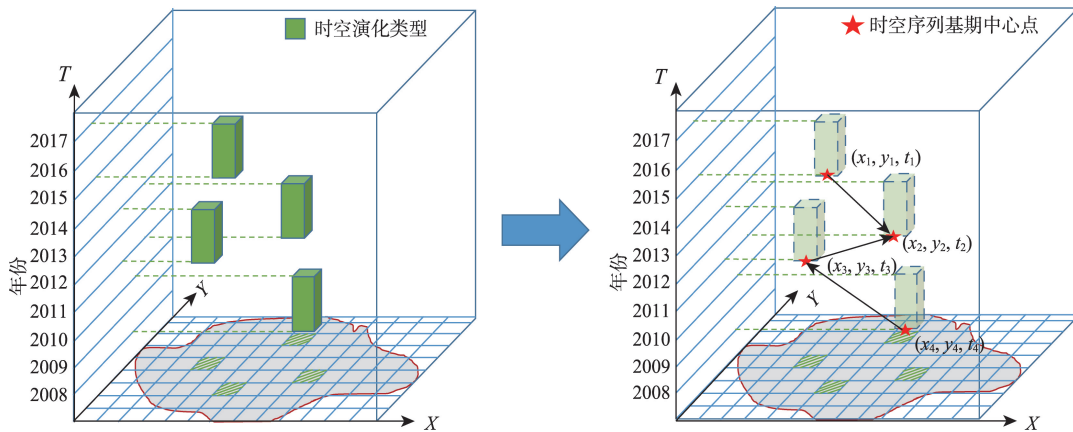


图2 规则格网序列转换为时空点数据过程示意

Fig. 2 The schematic diagram of the process of transforming regular grid sequence into spatiotemporal point data

对于同一组数据,在不同的分布模式下得到的最邻近指数 R 是不同的。① $R < 1$, 这种情况说明大量事件在时空上相互接近, 归为时空聚集模式(图3(a)), 表明该事件在时间和空间上分布均较为集中, 呈现聚集增长的发展趋势, 且 R 值越小, 其时空聚集程度越大; ② $R = 1$, 说明观测事件过程来自于完全随机模式 CSR, 属于时空随机模式(图3

(b)), 表明该事件时空分布随机, 受人为因素的影响较少, 没有明显聚集或者离散发展的趋势; ③ $R > 1$, 说明序列之间的最邻近距离大于 CSR 过程的最邻近距离, 事件模式中的序列在时空上互相排斥, 趋向于时空均匀模式(图3(c)), 表明该事件时空分布均匀, 变化不活跃, 未来发展趋势不显著, 且 R 值越大, 其时空离散程度越大。

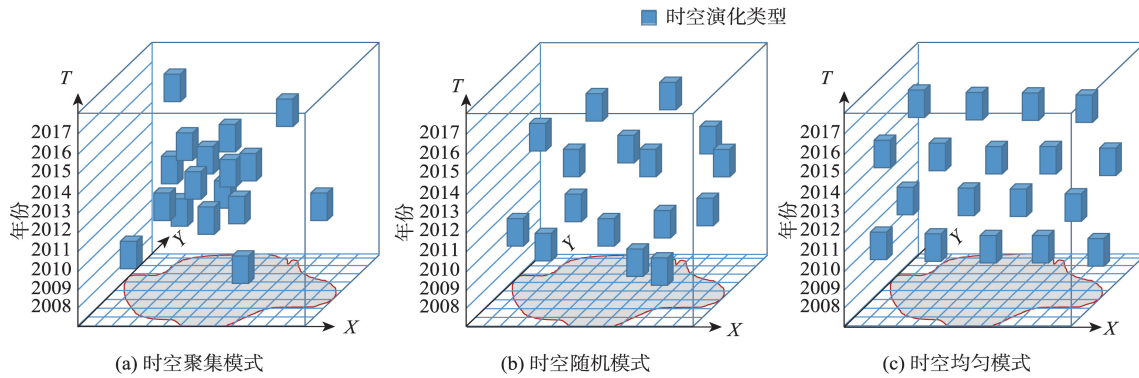


图3 LUCC演化序列的3种时空模式

Fig. 3 Three spatiotemporal random models of LUCC evolution sequence

2.3.2 显著性评价方法

显著性检验即针对总体所做的假设做检验, 其原理就是“小概率事件实际不可能性原理”来接受或否定假设。本文使用的方法是计算观测的平均最邻近距离和 CSR 的期望之间的差异 [$\bar{d}_{min} - E(d_{min})$], 并用这一差异和其标准差 (SE_r) 作比较, 得到 z -score 值:

$$z-score = \frac{\bar{d}_{min} - E(d_{min})}{SE_r} \quad (6)$$

$$SE_r = \sqrt{\text{Var}(\bar{d}_{min} - E(d_{min}))} \quad (7)$$

根据 z -score 值的大小来判断是否存在统计显著性, 查看正态分布表(Standard Normal Table)^[28]即可得到不同显著性水平下 z -score 的临界值, 根据正态分布表中的对应情况, 得到显著性评价标准如表 1 所示。

表1 时空随机模式的显著性评价标准
Tab. 1 Significance evaluation criteria of spatiotemporal random models

z -score	p 值(概率)	置信度/%	显著性
> -1.65 且 < 1.65	—	—	不显著
< -1.65 或 > 1.65	< 0.10	90	显著
< -1.96 或 > 1.96	< 0.05	95	显著
< -2.58 或 > 2.58	< 0.01	99	显著

3 实证研究

3.1 实验区概况与数据预处理

研究区淮南市位于华东腹地, 淮河中游, 安徽中部偏北, $116^{\circ}21'5''E$ — $117^{\circ}12'30''E$, $31^{\circ}54'8''N$ — $33^{\circ}00'26''N$ 。辖区东西最长距离 80.23 km, 南北最长距离 122.68 km, 总面积 5533 km²。研究区为淮南市市辖区(图4)。研究区内淮河以南为丘陵, 属于江淮丘陵的一部分, 北、中部为淮河冲积平原, 地势南高北低; 西北部沿淮河、淝河洼地, 东南部为岗

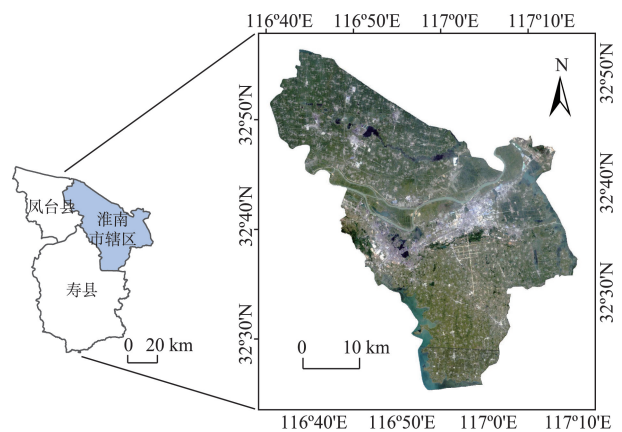


图4 淮南市辖区范围

Fig. 4 Study area of Huainan City

地。土地利用情况上,从2008—2017年,耕地和水体总体变化幅度较小,草地、林地和未利用地呈现下降趋势,城乡、工矿、居民用地占比呈上升趋势,其中草地主要向城乡、工矿、居民用地以及耕地转化,林地及未利用地主要向城乡、工矿、居民用地以及草地转化^[29-30]。

本文研究所用的序列土地利用数据来源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/search>)上下下载的2008—2017年研究区所在的Landsat遥感影像^[31],行列号为[121, 37]和[121, 38]。其中2008—2012年选择数据集为Landsat 4-5 TM,2013年选择数据集为Landsat 7 ETM,2014—2017年选择数据集为Landsat 8 OLI,选择在5—10月的云量少的数据(以2010年遥感影像为例,如图5所示)。在数据处理上,首先对10期遥感影像均进行7,4,1波段的组合,经过几何校正、无缝镶嵌和裁剪处理后,提取出淮南市辖区的实验数据。其次,选择支持向量机分类器的方法进行监督分类,其中选择的训练样本包括6大类:草地;耕地;林地;水体;城乡、工矿、居民用地;未利用土地。最后,对监督分类后的数据开展后处理操作,通过聚类处理融合碎屑斑块,手动局部修改分类错误的类别,将分类结果导出成矢量格式的文件(图6),即可用于后续研究。

对遥感解译的结果进行精度评价。一方面,在监督分类时各类别间训练样本的可分离度均达到了1.8以上;另一方面,由于数据可得性的限制,本文只能使用2013—2017年的研究区同期2 m分辨率的高分遥感影像数据进行可靠性分析,通过随机采样点,将高分影像的分类结果与同期的Landsat监督分类结果对应点的土地利用类型进行比较,获得转换矩阵,最后计算出Kappa系数为79.3%。

3.2 典型时空演化类型选取

由于无法对所有的时空演化类型均进行一次蒙特卡洛模拟实验,所以只在研究区域内选取了一种较为典型的时空演化类型——任意2年从“耕地”演变为“草地”。该演化类型在研究区分布数量较广,随时间的变化大,且受人类的影响较大。淮南市作为典型的煤炭资源型城市,早期随着煤炭开采量不断扩大,采煤塌陷区逐年增加,大量耕地向草地演变,随着2012年以后煤炭行业的衰弱和城镇化的发展,耕地主要向城乡、工矿、居民用地演变,近年来经济急速发展引起的生态问题日渐突出,当地政府采取了一定的治理措施,耕地向草地的演变又不断增加^[32-33]。因此造成了研究区从“耕地”向“草地”演变的分布和面积波动均较大,用某一年的空间分布来代替长时间过程的时空演变特征显然不合适,而通过研究从“耕地”向“草地”演变类型的时空分布特征能够在一定程度上反映当地生态治理的成效,对当地政府制定未来的治理计划也能提供参考。综上所述,研究该类型的时空分布模式具有重要的意义。该类型在2008—2017年的分布情况如图7所示。

3.3 结果与分析

表2是实验类型进行蒙特卡洛模拟与显著性评价的结果。得到完全随机模式CSR下的平均最邻近距离的期望 $E(d_{\min})$ 为0.070,而真实观测模式的 \bar{D}_{\min} 为0.024,计算可得R为0.343小于1。进一步计算得到标准差 SE_r 为0.050,而 $[\bar{d}_{\min} - E(d_{\min})]$ 为0.046,则z-score为0.920,在-1.65~1.65的范围内。根据最邻近指数计算结果和显著性评价标准,可说明对淮南市而言,由耕地直接变为草地的演化类型

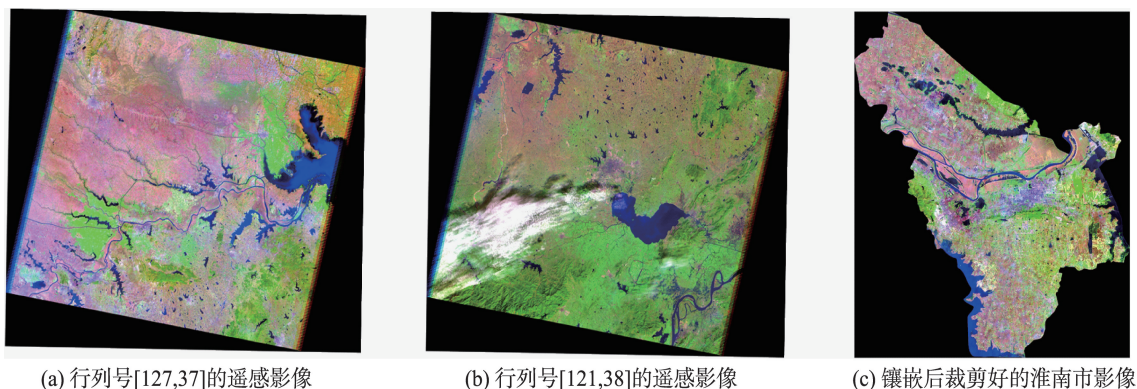


图5 2010年淮南市辖区遥感影像

Fig. 5 Remote sensing image of Huainan City in 2010

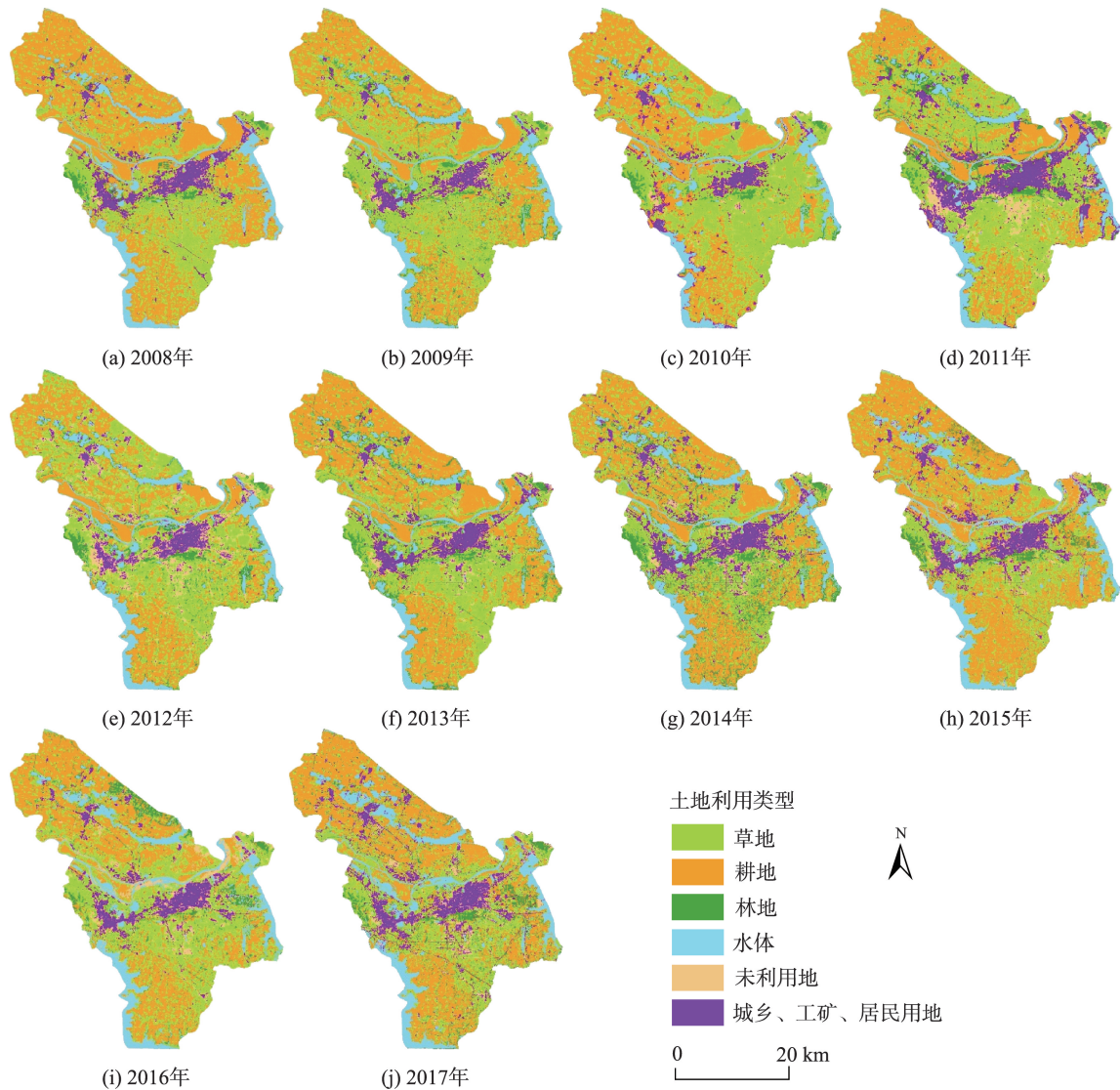


图6 2008—2017年淮南市辖区各种土地利用类型空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of various land use types in Huainan city from 2008 to 2017

在2008—2017年呈现出时空聚集模式,但其聚集性在统计上并不显著;从实验结果也可以反映出当地政府对生态问题的治理有一定成效,且耕地变为草地这一演化类型在未来仍旧会出现一定程度的聚集增长趋势。

4 结论与讨论

4.1 结论

土地变化过程的不同时空演化模式既受自然因素制约,也是对人类活动的表征。发掘土地变化过程的潜在时空模式,是诊断土地利用行为、评判土地利用政策、发现土地利用异常的重要手段。本

文针对土地利用变化过程的时空模式分析的需求,以“序列快照间的不规则土地利用单元”构成的“土地利用变化过程”为核心研究对象,以蒙特卡洛随机模拟和显著性检验、时空最邻近指数分析等为主要研究手段,对淮南市辖区2008—2017年土地变化过程的时空随机模式进行模拟与分析,结果表明:

(1)通过以“连续多个快照间的土地利用图斑”构成的“土地利用变化过程”为核心研究对象,拓展了LUCC研究的视野,同时相关的研究方法能够为时空过程研究提供参考。

(2)通过将不规则土地斑块转换为规则时空格网单元对土地利用的演化序列进行时空距离度量,计算出LUCC时空演化序列的最邻近指数,在结合

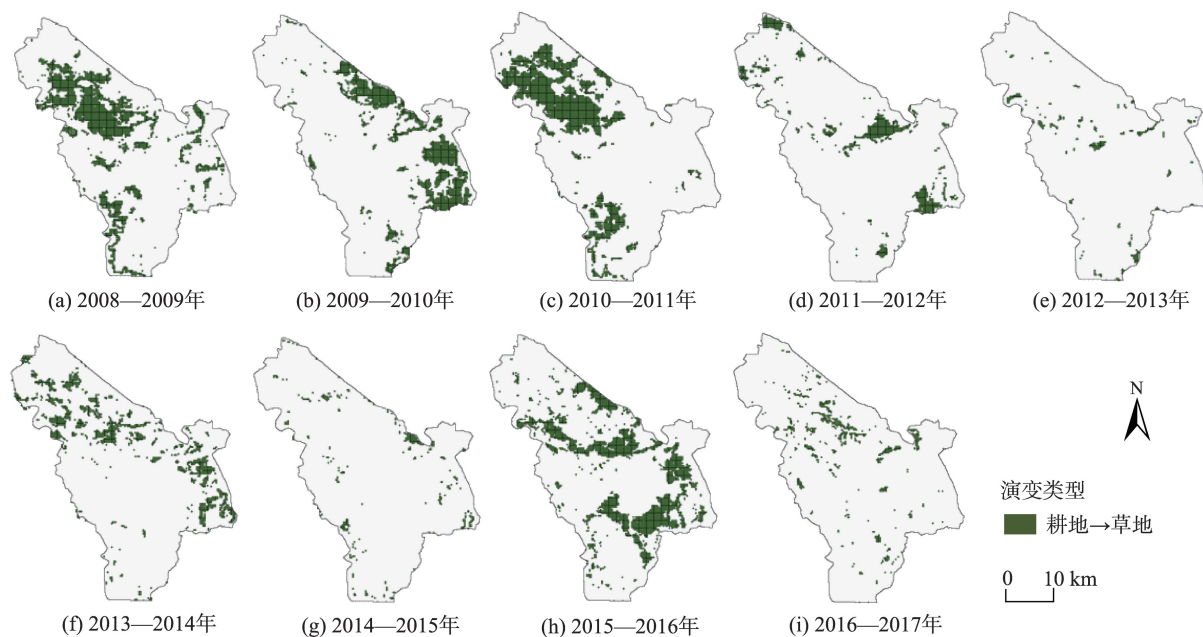


图7 2008—2017年每2年从耕地演变为草地类型的分布情况

Fig. 7 Distribution of evolution types from farmland to grassland every two years from 2008 to 2017

表2 蒙特卡洛模拟实验与显著性评价实验结果

Tab. 2 Experimental results of Monte Carlo simulation experiment and significance evaluation

最邻近指数 R	z -score 值	时空分布模式类型	显著性评价
0.343	0.920	时空聚集模式	统计上不显著

演化序列的时空特性的同时简化了计算,有效地提高了对影响时空演变的各种因素的差异性的表达和度量。

(3)2008—2017年研究区任意2年从“耕地”演变为“草地”的土地利用时空演化类型的最邻近指数为0.343, z -score值为0.920,上述结果表明该LUCC时空演化类型呈现出时空聚集模式,但其聚集程度在统计上仍不显著。

4.2 讨论

本研究的结果对于深化土地利用变化过程认知、推动时空过程分析的理论与方法研究具有重要意义,也为使用典型的时空模式分析模型分析土地利用变化的时空模式提供了可能。但是受数据收集程度、数据精度、格网尺度等因素的限制,本文仅选取了研究区一种较为典型的演化类型进行实验。由于不同类型的土地利用在演变过程中可能呈现出不同的演化特征,因此开展不同类型的模式案例研究和对比分析将更加有利于更精准的把握土地利用的演化过程。建议相关后续研究进一步

完善不同类型的案例实验,在更高精度数据的支持下,开展不同尺度、不同类型的土地利用过程的时空聚集模式的研究,提升对土地演化类型时空过程的认知。

参考文献(References):

- [1] Ghurah M A, Kamarudin M, Wahab N A, et al. Temporal change detection of land use/land cover using GIS and remote sensing techniques in South Ghor Regions, Al-Karak, Jordan[J]. Journal of Fundamental and Applied Sciences, 2018,10(1S):95-111.
- [2] He J, Li X, Yao Y, et al. Mining transition rules of cellular automata for simulating urban expansion by using the deep learning techniques[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2018,32(10):2076-2097.
- [3] 宋晓阳,黄耀欢,董东林,等.融合数字表面模型的无人机遥感影像城市土地利用分类[J].地球信息科学学报, 2018,20(5):703-711. [Song X Y, Huang Y H, Dong D L, et al. Urban land use classification from UAV remote sensing images based on digital surface model[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(5):703-711.]
- [4] Guo L, Wang D, Qiu J, et al. Spatio-temporal patterns of

- land use change along the Bohai Rim in China during 1985-2005[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2009,19(5):568-576.
- [5] 戴尔阜,马良.土地变化模型方法综述[J].*地理科学进展*, 2018,37(1):152-162. [Dai E F, Ma L. Review on land change modeling approaches[J]. *Progress in Geography*, 2018,37(1):152-162.]
- [6] 李寅超,李建松.基于过程对象的地表覆盖变化时空过程表达模型[J].*吉林大学学报(地球科学版)*,2017,47(3):916-924. [Li Y C, Li J S. A Spatio-Temporal temporal process expression model for land cover based on process object[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2017,47(3):916-924.]
- [7] Xing J, Sieber R E. A land use/land cover change geospatial cyberinfrastructure to integrate big data and temporal topology[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016,30(3):573-593.
- [8] 刘淑燕,余新晓,李庆云,等.基于CA-Markov模型的黄土丘陵区土地利用变化[J].*农业工程学报*,2010,26(11):297-303. [Liu S Y, Yu X X, Li Q Y, et al. Land use change in loess hilly region based on CA-Markov model [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010,26(11):297-303.]
- [9] 李少英,刘小平,黎夏,等.土地利用变化模拟模型及应用研究进展[J].*遥感学报*,2017,21(3):329-340. [Li S Y, Liu X P, Li X, et al. Simulation model of land use dynamics and application: Progress and prospects[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017,21(3):329-340.]
- [10] Jiang Z. Spatial big data analytics: Classification techniques for earth observation imagery[D]. Minnesota: University of Minnesota, 2016.
- [11] Robinson D T, Di Vittorio A, Alexander P, et al. Modelling feedbacks between human and natural processes in the land system[J]. *Earth System Dynamics (Online)*, 2018,9(2):895-914.
- [12] Tang W, Feng W, Jia M. Massively parallel spatial point pattern analysis: Ripley's K function accelerated using graphics processing units[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015,29(3):412-439.
- [13] Hendricks K E, Christman M, Roberts P D. Spatial and temporal patterns of commercial citrus trees affected by *Phyllosticta citricarpa* in Florida[J]. *Scientific Reports*, 2017,7(1):1641-1652.
- [14] Hamdi S M, Aydin B, Angryk R A. A pattern growth-based approach for mining spatiotemporal co-occurrence patterns[C]. *IEEE*, 2016.
- [15] 徐枫,陈袁芳,蔡建南,等.基于点过程模拟的时空级联模式统计挖掘方法[J].*中南大学学报(自然科学版)*,2017,48(10):2717-2724. [Xu F, Chen Y F, Cai J N, et al. A statistical approach for discovering spatio-temporal cascading patterns based on point process simulation[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2017,48(10):2717-2724.]
- [16] Costa M A, Kulldorff M. Maximum linkage space-time permutation scan statistics for disease outbreak detection [J]. *International Journal of Health Geographics*, 2014,13(1):20-34.
- [17] Law J, Quick M, Chan P W. Analyzing hotspots of crime using a bayesian spatiotemporal modeling approach: A case study of violent crime in the greater toronto area[J]. *Geographical Analysis*, 2015,47(1):1-19.
- [18] Hadi F T, JoãoG. An eigenvector-based hotspot detection [R]. Angra do Heroísmo: Proceedings of the 16th Portuguese Conference on Artificial Intelligence(EPIA 2013), 2013:251-260.
- [19] Coleman M, Coleman M, Mabuza A M, et al. Using the SaTScan method to detect local malaria clusters for guiding malaria control programmes[J]. *Malaria Journal*, 2009,8(1):68-74.
- [20] Ihantamalala F A, Rakotoarimanana F M J, Ramiadantsoa T, et al. Spatial and temporal dynamics of malaria in Madagascar[J]. *Malaria Journal*, 2018,17(1):58-71.
- [21] 孙云华,郭涛,崔希民,等.基于行为聚类算法的土地利用聚类适宜性分析研究[J].*地球信息科学学报*,2016,18(3):396-405. [Sun Y H, Guo T, Cui X M, et al. Suitability analysis on behavior-based aggregation of land use classification in Yunnan Province[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016,18(3):396-405.]
- [22] Maciel A M, Camara G, Vinhas L, et al. A spatiotemporal calculus for reasoning about land-use trajectories[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019,33(1):176-192.
- [23] 周成虎,李婷,裴韬.时空点过程:一种新的地学数据模型、分析方法和观察视角[J].*地球信息科学学报*,2013,15(6):793-800. [Zhou C H, Li T, Pei T. Spatiotemporal Point Process: A New Data Model, Analysis Methodology and Viewpoint for Geoscientific Problem[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2013,15(6):793-800.]
- [24] 王国杰,廖善刚.土地利用强度变化的空间异质性研究[J].*应用生态学报*,2006,17(4):611-614. [Wang G J, Liao S G. Spatial heterogeneity of land use intensity[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2006,17(4):611-614.]
- [25] Campelo C E, Bennett B, Dimitrova V. From polygons and timestamps to dynamic geographic features: Grounding a spatio-temporal geo-ontology[C]. *Springer*, 2012.

- [26] Maciel A M, Vinhas L, Camara G, et al. An interval-based approach for reasoning about land use change trajectories [C]. IEEE, 2018.
- [27] Hamdi S M, Aydin B, Angryk R A. A pattern growth-based approach for mining spatiotemporal co-occurrence patterns[C]. IEEE, 2016.
- [28] Dodge Y. The Concise Encyclopedia of Statistics[M]. New York: Springer, 2008.
- [29] 郑优男, 王晓辉, 彭书传. 基于RS与GIS技术分析淮南矿区土地利用变化[J]. 环境工程, 2015, 33(S1): 764-768. [Zheng Y N, Wang X H, Peng S C. Land use changes in Huainan mining area based on RS and GIS technology[J]. Environmental Engineering, 2015, 33(S1): 764-768.]
- [30] 黄家政, 赵萍, 郑刘根, 周淑媛. 淮南矿区土地利用/覆盖时空变化特征及预测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2014, 37(8): 981-986. [Huang J Z, Zhao P, Zheng L G, et al. Spatial-temporal characteristics and prediction of land use/cover change in Huainan mining area[J]. Journal of Hefei University of Technology, 2014, 37(8): 981-986.]
- [31] 秦云. 基于SWAT模型的梁子湖流域非点源污染分析[D]. 武汉: 湖北大学, 2017. [Qin Y. Non-point source pollution analysis of Liangzi Lake based on SWAT model [D]. Wuhan: Hubei University, 2017.]
- [32] 许昱堃, 陈广洲, 尤朝辉, 等. 淮南市2001-2015年可持续发展研究——基于改进的生态足迹模型[J]. 安徽建筑大学学报, 2019, 27(2): 55-62. [Xu Y K, Chen G Z, You Z H, et al. On the sustainable development of huainan city from 2001 to 2015 based on improved ecological footprint[J]. Journal of Anhui Jianzhu University, 2019, 27(2): 55-62.]
- [33] 杨显明, 焦华富, 许吉黎. 煤炭资源型城市空间结构演化过程、模式及影响因素——基于淮南市的实证研究[J]. 地理研究, 2015, 35(10): 1256-1264. [Yang X M, Jiao H F, Xu J L. The path, evolution and mechanism of the industry structure locking-in for the coal resource-dependent city: A case study of Huaibei[J]. Scientia Geographica Sinica, 2015, 35(10): 1256-1264.]