引文格式：张永胜,刘犀力,唐夫凯. 基于土地利用/覆盖时间序列的城市街区变化检测方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(12):72-76. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2025.12.016

基于土地利用/覆盖时间序列的城市街区变化检测方法

——以南京市江北新区为例

张永胜[1]，刘犀力[1]，唐夫凯[2*]
（1. 浙江华东测绘与工程安全技术有限公司，浙江 杭州 310000；2. 生态环境部南京环境科学研究所，江苏 南京 210000）

摘　要：城市物理动态信息的掌握对城市精细化设计与管理至关重要。基于建模的遥感时间序列变化检测方法依赖于高质量的时序标签样本，其应用受到限制。而现有区域性土地利用/覆盖制图产品的应用主要基于像素级分析，面向城市街区尺度的大规模时序变化检测与分析有待进一步探索。为此，基于Google Earth Engine和时间序列土地利用/覆盖产品，提出了一种城市街区级的时间序列变化检测方法。该方法利用Open Street Map道路网数据和ESRI土地利用/覆盖产品获取城市街区土地利用/覆盖多要素组合的时间序列，通过构建街区尺度的土地利用/覆盖语义表示和变化度量方法提取每个街区的变化次数、最近次变化截至年份、变化最长持续时间、变化类别等多要素变化语义。以南京市江北新区为例，验证并探讨了该方法的有效性。结果显示，该方法得到的江北新区682个街区2017—2023年土地利用/覆盖多要素变化语义提取结果的准确度均值为0.78，耗时总计13.15 s。总体结果表明，该方法能够高效开展大规模城市街区时间序列变化检测任务，得到城市街区多要素变化检测结果并能够较好地反映城市发展的时空动态特点。

关键词：城市街区单元；土地利用/覆盖；时间序列；变化检测；谷歌地球引擎
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）12-0072-05

Urban Block Change Detection Method Based on Land Use/ Land Coverage Time Series: A Case Study of the Jiangbei New Area in Nanjing City

ZHANG Yongsheng[1], LIU Xili[1], TANG Fukai[2]
(1. Zhejiang Huadong Mapping and Engineering Safety Technology Co., Ltd., Hangzhou 310000, China;
2. Nanjing Institute of Environmental Science, MEE, Nanjing 210000, China)

Abstract: Understanding the dynamic physical information of cities is crucial for refined urban design and management. Existing remote sensing time series change detection methods based on modeling rely heavily on high-quality sample labels and efficient spatiotemporal feature representation, which poses challenges for practical applications. Moreover, current regional or global land cover mapping products primarily cater to pixel-level analysis, large-scale temporal change detection and analysis oriented towards urban block scales remains to be further explored. The applicability of these products for this task requires further investigation. We proposed a scene-level time series change detection method for urban blocks. We utilized OpenStreetMap road network data and ESRI’s land use/land coverage (LULC) product to obtain multi-element combinations of LULC time series for urban blocks. By constructing a block-scale LULC semantic representation and change measurement method, we extracted the semantics of multi-factor changes such as the number of changes in each block, the cut-off year of the latest change, the longest duration of change, and the change category. Taking Jiangbei New Area of Nanjing as an example, we verified and discussed the effectiveness of proposed method. The results show that the average accuracy of semantic extraction results of LULC multi-factor change of 682 blocks in Jiangbei New Area from 2017 to 2023 is 0.78, and the total time is 13.15 s. The proposed method can efficiently carry out the task of detecting large-scale urban block time series changes, and the results obtained from the detection results of urban block multi-element changes can better reflect the spatio-temporal dynamic characteristics of urban development.

Key words: urban block unit, LULC, time series, change detection, Google Earth Engine

我国城镇化建设已步入高质量发展阶段，城市物理动态信息的掌握对城市精细化设计与管理至关重要。街区是由城市道路网围合而成的具有一定尺度和规模的场所[1]，是城市空间结构的基本单元。城市街区尺度的物理景观是裸地、植被、水、人造建筑等多种土地覆盖要素随土地开发过程演替的综合结果，具有显著的时空分异性，能够直观地反映城市发展的时空动态过程。然而，当前人们对于复杂地表要素组合

项目来源：生态环境部南京环境科学研究所碳达峰碳中和专项基金资助项目（ZX2024SZY054）。
第一作者简介：张永胜（1993—），硕士研究生，工程师，主要从事空间数据处理与系统开发工作，E-mail：zhang_ys@hdec.com。
通信作者：唐夫凯（1988—），博士研究生，高级工程师，主要从事生态评估与环境规划工作，E-mail：tfk@nies.org。

的遥感变化认识尚显不足[2]，难以有效检测场景级变化的次数、时间、类别等语义信息。因此，探索面向城市街区的场景级时间序列变化检测方法具有重要的理论与实践意义。

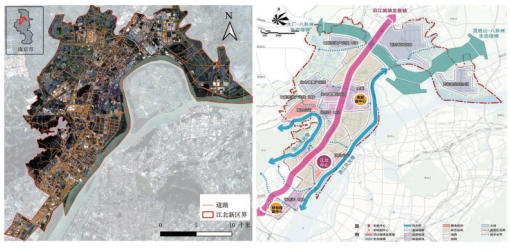
基于时间序列遥感观测数据进行特定目标的持续性变化检测已成为遥感领域的研究热点[3]。此类研究通常基于统计建模和机器学习方法发展时间序列变化点检测算法，旨在将像素级的单变量或多变量时间序列分割为若干同质的时间片段，进而捕获变化状态及其持续时间等动态信息[4-10]。

本文基于ESRI Land Use/Cover Time Series产品，研究面向城市街区的土地利用/覆盖场景级时间序列变化检测方法[11-16]。以南京市江北新区为例，定性和定量地评估所提方法的有效性以及该产品在街区尺度时间序列变化检测任务中的可用性，为城市规划者提供科学依据和技术支持。

1　研究区域与数据

1.1　研究区域概况

江苏省南京市江北新区是2015年6月27日由国务院批复设立的第13个国家级新区，也是江苏省唯一的国家级新区[17]。江北新区位于南京市长江以北，是宁镇扬同城化的核心区域之一，其直管区总面积386 km²（如图1a所示），经纬范围约为32°~2.3°N、118.6°~118.9°E，常住人口约108万人，土地利用/覆盖类型主要包括草地、树林、耕地、建成区、裸地、水体。江北新区国土空间总体规划（2021—2035）设计直管区总体格局为“两带两楔多通廊，一轴三心多板块”[17]，包括沿山风光带、滨江风光带、大厂-八卦洲生态绿楔、灵岩山-八卦洲生态绿楔、沿江城镇发展轴、江北中心、研创园副中心、高新副中心等板块，如图1b所示。江北新区自批复设立以来城市建设发展迅速，其土地利用/覆盖具有较强的时空分异性，适合开展时间序列变化检测研究。



a 江北新区地理概况　　b 江北新区国土空间规划（2021—2035）[18]

图1　研究区域概况

审图号：GS(2024)0650号

1.2　研究使用数据

1.2.1　Open Street Map路网数据

Open Street Map（OSM）是一个开源的在线地图数据平台，提供了包含道路与铁路路网、建筑、水体、兴趣点、行政区边界等数据。本文中，OSM道路网数据用于获取研究区域内的城市街区，以此作为时间序列变化检测的基本分析单元。

1.2.2　ESRI Land Use/Cover Time Series数据

ESRI Land Use/Cover Time Series数据是基于深度学习模型生成的2017年至2023年10 m分辨率的逐年全球土地利用/覆盖分类产品，该模型输入为按年度合成的Sentinel-2 L2A地表反射率数据，波段包含蓝色、绿色、红色、近红外以及2个短波红外。模型训练样本由遍布世界两万多个样地采样的超50亿个Sentinel-2影像像素构成[14]。从数据产品的生成机制来看，可认为各年份的土地覆盖数据具有相对独立性。ESRI Land Use/Cover Time Series数据的土地利用/覆盖类别包括Water（水体）、Trees（树林）、Flooded vegetation（水淹植被）、Crops（耕地）、Built Area（建成区）、Bare ground（裸地）、Snow/Ice（冰/雪地）、Clouds（云覆盖）、Rangeland（草地），制图精度达85%[11]。考虑该数据集Crops和Rangeland的易混淆性[14]，本文将Crops合并为Rangeland。

1.2.3　Googel Earth历史影像

Google Earth历史影像用于人工目视标记城市街区样本的变化语义标签，作为检测结果准确度评估的依据。街区样本采用随机抽样方法从街区总数中抽取得到。

2　研究方法

2.1　总体技术路线

本文总体技术路线如图2所示。首先，在数据准备阶段，基于城市行政边界获取区域内的OSM道路网，经人工编辑后得到城市街区多边形数据。利用Google Earth Engine（GEE）云平台的并行计算能力，以城市街区为基本单元，提取每个街区的ESRI Land Use/Cover Time Series制图结果。然后，构建城市街区复杂土地利用/覆盖组合的语义表示与变化度量方法，进而基于土地利用/覆盖时间序列的变化指示向量获得街区单元的变化次数、变化时间、变化类别等信息，并依据街区样本的真实语义标签对检测结果的准确度进行评价。最后，以南京市江北新区为例，对城市街区尺度变化进行时空分析。

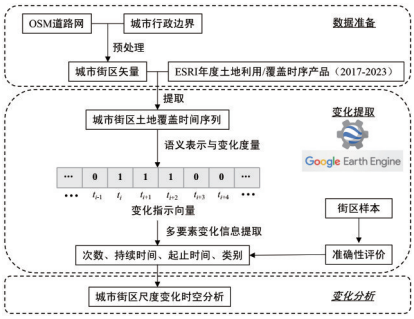


图2 本文总体技术路线

2.2 城市街区提取

本文基于南京市江北新区OSM道路网及行政边界数据获取初始路网面状数据，经人工编辑保留了由主要道路、次要道路、第三级道路、高速公路、干道构成的街区多边形，形成了包含682个街区多边形的矢量结果，如图3所示。



图3 南京市江北新区街区矢量提取结果

审图号：GS(2024)0650号

2.3 城市街区土地利用/覆盖组合的语义表示与变化度量

一个城市街区单元的土地利用/覆盖是裸地、植被、水、人造建筑等多种要素组合在时间维度演变的结果。记第 $n(n\in[1,N])$ 个街区在时间 $t_i(i\in[1,T])$ 下的土地利用/覆盖分布为 $B_n^{t_i}=[a_1,a_2,a_3,\cdots,a_C]$，其中 $a_{c\in[1,C]}(a\in[0,1])$ 表示该街区第 c 类土地覆盖类型的覆盖面积占比，C 为该街区出现过的土地利用/覆盖类型总数。本文定义该街区时间 t_i 下的语义类别 $\hat{c}$ 为 $B_n^{t_i}$ 中的优势类别，即面积占比最大的类别。

$$\hat{c}=\arg\max_{c\in[1,C]} a_c \tag{1}$$

以该街区不同时间下土地利用/覆盖分布向量的余弦距离作为相似性度量准则，则街区土地利用/覆盖的变化量 $D(B_n^{t_i},B_n^{t_j})$ 可由式（2）进行计算，

$$D(B_n^{t_i},B_n^{t_j})=1-\frac{D(B_n^{t_i},B_n^{t_j})}{\left\|B_n^{t_i}\right\|\times\left\|B_n^{t_j}\right\|}(i,j\in[1,T]) \tag{2}$$

考虑土地利用/覆盖产品分类误差的影响，设置变化阈值 $\hat{D}$，若变化量大于阈值 $\hat{D}$，则标记 $B_n^{t_i}$ 到 $B_n^{t_j}$ 的变化标签为1，表示发生了变化，否则标记为0，表示未发生变化，如式（3）所示。

$$l(B_n^{t_i},B_n^{t_j})=\begin{cases}1 & D(B_n^{t_i},B_n^{t_j})>\hat{D}\\ 0 & D(B_n^{t_i},B_n^{t_j})\leqslant\hat{D}\end{cases} \tag{3}$$

为了自动获取最优变化阈值，本文采用基于混合高斯分布的贝叶斯最小错误率自动阈值方法[19]。首先，获取南京市江北新区682个街区2017—2023年逐2 a土地利用/覆盖变化量非零值的统计直方图（如图4所示）。然后，假设其符合二元混合高斯分布并利用期望最大化（expectation-maximization，EM）算法估计出分布参数。最后，基于贝叶斯决策理论的最小错误率法得到最优化阈值 $\hat{D}$。如图4所示，本文得到的阈值 $\hat{D}$=0.076。

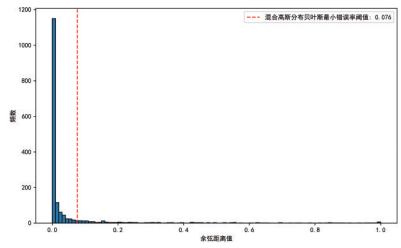


图4 682个街区2017—2023年逐两年土地利用/覆盖变化量（非零值）的统计直方图

基于式（2）得到的街区土地利用/覆盖时间序列逐2 a的变化量以及最优阈值 $\hat{D}$，由式（3）可进一步得到时间序列变化指示向量，

$$\boldsymbol{L}_n=[l(B_n^{t_1},B_n^{t_2}),\cdots l,(B_n^{t_i},B_n^{t_j}),\cdots l,(B_n^{t_{T-2}},B_n^{t_{T-1}})]$$

2.4 城市街区时间序列多要素变化信息提取

基于时间序列变化指示向量 $\boldsymbol{L}_n$ 提取各变化要素。其中，时间序列中连续变化（即 $l(B_n^{t_i},B_n^{t_j})=1$）出现的次数记为“变化次数”，时间序列中连续变化出现的最大时间长度为该街区的“最长变化持续时间”，同时可获得最长变化的起始年和终止年。时间序列中最后一次变化的截止时间为“最近次变化截止年份”。依据式（21）定义，若街区变化的起始年份和终止年份的类别一致，则变化类别为优势类别覆盖面积的数量变化；反之，街区变化类别为从起始年类别到终止年类别的变化。

利用GEE平台，对编辑处理后的682个街区多边形进行并行计算，并将提取的各变化要素作为相应多边形的属性字段。

2.5 结果验证

本文从江北新区682个街区中随机抽样200个街

区样本，基于Google Earth历史影像通过人工目视解译标记样本街区的变化语义标签，进而计算以下准确度评价指标。

1）变化次数准确度。记街区样本中变化次数检测正确的个数为 n_{count}，则变化次数准确度 $p_{\text{变化次数}}=\frac{n_{\text{count}}}{200}$。

2）最近次变化截止年份的准确度。记街区样本中最近次变化截止年份检测正确的个数为 n_{year}（允许容差1 a），最近次变化截止年份的准确度 $p_{\text{变化截至年份}}=\frac{n_{\text{year}}}{200}$。

3）变化最长持续时间的准确度。记街区样本中被检测为变化的样本总数为 n_{change}，其中，变化最长持续时间检测正确的个数为 $n_{\text{logest_change}}$（允许容差1 a），变化最长持续时间的准确度 $p_{\text{变化最长持续时间}}=\frac{n_{\text{logest_change}}}{n_{\text{change}}}$。

4）变化类别的准确度。记街区样本中被检测为变化的样本总数为 n_{change}，其中，持续时间最长的那次变化的类别检测正确的个数为 $n_{\text{class_change}}$，变化类别的准确度 $p_{\text{变化类别}}=\frac{n_{\text{class_change}}}{n_{\text{change}}}$。

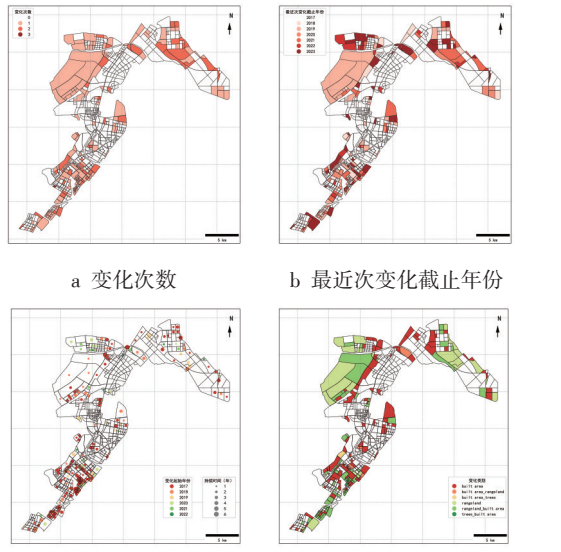
3　结果与讨论

南京市江北新区街区尺度2017—2023年土地利用/覆盖时间序列变化检测结果如图5所示，其中图5a~d分别表示变化次数、最近次变化截止年份、最长变化持续时间及其起始年份、变化类别等变化要素的空间分布。由图1b和图5可以看出，江北新区土地利用/覆盖变化主要集中在西南部江北中心、研创园副中心以及北部智能制造产业园、新材料科技园板块，且变化街区的最近次变化截止年份大多在2020年后（图5b），意味着多数街区在2020年后建成。同时，位于中部高新副中心板块的绝大多数街区土地利用/覆盖自2017年以来未发生变化，说明该板块早已相对成熟。如图5c所示，在变化的街区中，最长变化持续时间多为2~4 a，意味着多数街区在2~4 a完成建设。从变化的起始时间来看，江北中心、研创园副中心板块于2017年左右展开密集建设，而北部智能制造产业园和新材料科技园板块街区在2021年左右发生密集变化，意味着近年来北部产业园区板块一批签约产业项目已陆续开展建设。在街区变化类别方面（图5d），新区街区尺度土地利用/覆盖变化主要包括建成区、草地的面积变化以及由建成区到草地、由草地到建成区的类别变化。其中，由草地到建成区的变化主要发生在新区的边缘区域，呈现出较为明显的城市扩张痕迹。

表1为各变化要素的准确度评价结果。结果显示，尽管受到全球土地利用/覆盖产品在局部区域精度的局限性和误差积累的影响，本文对研究区域的变化语义结果在变化次数、最近次变化截止年份、变化最长持续时间、变化类别方面的准确度均在0.7以上，均值为0.78。此外，本文基于GEE Python API完成的研究区域682个街区2017—2023年土地利用/覆盖变化语义提取结果耗时总计13.15 s。

表1　变化检测结果准确度评价

变化要素名称	准确度
变化次数	0.804
最近次变化截止年份	0.829
变化最长持续时间	0.763
变化类别	0.731



a 变化次数　　b 最近次变化截止年份

c 最长变化持续时间及其起始年份　　d 变化类别

图5　南京市江北新区街区尺度2017—2023年土地利用/覆盖时间序列变化检测结果

审图号：GS(2024)0650号

以上结果表明，本文以OSM构建的城市街区作为土地利用/覆盖变化分析的基本单元，在方法设计和检测结果上具有明确的城市空间结构语义，与像素级方法相比更加符合城市空间管理和规划的逻辑。经过定性和定量分析，本文方法得到的多要素变化语义具有较好的准确度，能够表达城市发展变化的时空分布特征。同时，本文方法利用了开源的全球ESRI土地利用/覆盖产品和OSM数据，数据获取成本较低，开源的Google Earth Engine云平台计算效率较高，更易于推广应用。

4 结 语

面向具有实际地理意义的城市街区单元开展时间序列变化检测与分析对于城市科学研究与应用具有重要价值和意义。本文基于ESRI Land Use/Cover Time Series全球土地利用/覆盖产品提出了一种城市街区尺度的场景级时间序列变化检测方法，该方法利用OSM道路网获取城市街区土地利用/覆盖多要素组合的时间序列，通过构建街区尺度的土地利用/覆盖语义表示和变化度量方法提取变化区域、变化时间、变化类别等多要素变化信息。该方法借助GEE平台的并行计算能力能够高效实施大规模城市街区时间序列变化检测任务。同时，以南京市江北新区为例，定性和定量地探讨该方法在城市街区土地利用/覆盖时间序列变化检测的有效性。随着更高时空分辨率制图产品的出现，后续工作有望进一步提升街区尺度时间序列变化检测的准确度。

参考文献

[1] 韩冬青,宋亚程,葛欣. 集约型城市街区形态结构的认知与设计[J]. 建筑学报,2020,66(11):79-85

[2] 张兵,杨晓梅,高连如,等. 遥感大数据智能解译的地理学认知模型与方法[J]. 测绘学报,2022(7):1 398-1 415

[3] Zhu Z, Qiu S, Ye S. Remote Sensing of Land Change:A Multifaceted Perspective[J]. Remote Sensing of Environment,2022,282:113 266

[4] Kennedy R E,Yang Z,Cohen W B. Detecting Trends in Forest Disturbance and Recovery Using Yearly Landsat Time Series:Land Trendr temporal Segmentation Algorithms[J]. Remote Sensing of Environment,2010,114(12):2 897-2 910

[5] 王钰苛,陈芸芝,江洪. 综合LandTrendr算法与随机森林的闽江流域森林扰动监测[J]. 测绘科学,2025,50(3):112

[6] Verbesselt J, Hyndman R, Newnham, G, et al. Detecting Trend and Seasonal Changes in Satellite Image Time Series[J]. Remote Sensing of Environment,2010,114:106-115

[7] 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

[8] 张书,孙超,胡茗,等. 基于连续变化检测和分类算法的动态遥感生态指数构建[J]. 生态学报,2024,44(2):497-510

[9] Wang N,Li W,Tao R,et al. Graph-based Block-level Uurban Change Detection Using Sentinel-2 Time Series[J]. Remote Sensing of Environment,2022,274:112 993

[10] He H,Yan J,Liang D,et al. Time-series land Cover Change Detection Using Deep Learning-based Temporal Semantic Segmentation[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 305:114 101

[11] 熊元康,张鸿辉,梁宇哲,等. 基于Google Earth Engine与多源遥感数据的土地覆盖变化监测[J]. 地理空间信息,2021,19(9):73-78

[12] Zhang X,Zhao T,Xu H,et al. GLC_FCS30D:The First Global 30 m Land-cover Dynamics Monitoring Product with a Fine Classification System for the Period from 1985 to 2022 Generated Using Dense-time-series Landsat Imagery and the Continuous Change-detection Method[J]. Earth System Science Data,2024,16(3):1 353-1 381

[13] Karra K,Kontgis C,Statman-weil Z,et al. Global Land Use/land Cover with Sentinel 2 and Deep Learning[C].//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS,2021:4 704-4 707

[14] Zanaga D, Van D K R, De K W, et al. ESA WorldCover 10 m 2020 V100[DS]. Zenodo.2021. https://worldcover2020.esa.int/download

[15] Li Z, He W, Cheng M, et al. SinoLC-1:The First 1-meter Resolution National-scale Land-cover Map of China Created with the Deep Learning Framework and Open-access Data[J]. Earth System Science Data Discussions,2023:1-38

[16] 《新区概况》[EB/OL]. (2025-04-02) [2025-05-10]. https://njna.nanjing.gov.cn/zjxq/xinqugaikuang/202504/t20250402_5110187.html.

[17] 《南京市国土空间总体规划(2021—2035年)》[EB/OL]. (2024-10-24) [2025-05-10].https://ghj.nanjing.gov.cn/ghbz/ztgh/202410/t20241024_4992742.html.

[18] 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):1 171-1 182