

王明常,刘鹏,陈学业,等. 基于 GEE 的东北三省城市建设用地扩张研究. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(1): 292 - 304. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20210096.

Wang Mingchang, Liu Peng, Chen Xueye, et al. Land Expansion of Urban Construction in the Three Provinces of Northeast China Based on Google Earth Engine. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52 (1): 292 - 304. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20210096.

基于 GEE 的东北三省城市建设用地扩张研究

王明常^{1,2}, 刘 鹏¹, 陈学业², 王凤艳¹, 宋玉莲¹, 刘瀚元³

1. 吉林大学地球探测科学与技术学院, 长春 130026

2. 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室, 广东 深圳 518000

3. 中国地质调查局西安矿产资源调查中心, 西安 711500

摘要:根据社会经济和人口变化,基于云平台实现中高分辨率遥感影像城市建设用地的快速提取,可以高效准确地对长时间序列大范围城市建设用地扩张情况进行动态变化监测,为城市的管理和规划提供借鉴和参考。本文基于 Google Earth Engine(GEE)云平台,利用 NPP/VIIRS(suomi national polar-orbiting partnership/ visible infrared imaging radiometer suite)年度平均夜间灯光数据和阈值分割法提取城市区域,获得 3 142 景覆盖东北三省城市的 Landsat 影像;在原始光谱波段的基础上构建指数、纹理和地形特征,利用 SEaTH 算法进行特征优化,根据 J-M 距离的取值将特征数量从 20 个精简到 12 个;在城市区域中利用随机森林(random forest, RF)算法结合最优特征对 Landsat 月度合成影像进行再次分类,更加精确地提取建设用地。研究结果表明,东北三省城市建设用地提取平均总体精度和 Kappa 系数分别为 96.19%、0.92,有较高的效率和可靠性;1989—2019 年东北三省城市建设用地总面积扩张 49.07%,省会城市中沈阳扩张速率较快,长春次之,哈尔滨最慢;人口因素和经济因素是推动城市建设用地扩张的主要因素。

关键词:GEE;特征优化;随机森林算法;建设用地扩张;驱动机制

doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20210096

中图分类号:P237

文献标志码:A

Land Expansion of Urban Construction in the Three Provinces of Northeast China Based on Google Earth Engine

Wang Mingchang^{1,2}, Liu Peng¹, Chen Xueye², Wang Fengyan¹, Song Yulian¹, Liu Hanyuan³

收稿日期:2021-03-30

作者简介:王明常(1975—),男,教授,博士生导师,主要从事遥感与地理信息系统方面的教学研究,E-mail:wangmc@jlu.edu.cn

通信作者:陈学业(1971—),男,教授级高工,主要从事数字城市方面的研究,E-mail:446487869@qq.com

基金项目:国家自然科学基金项目(42171407,42077242);吉林省自然科学基金(20210101098JC);自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室开放基金项目(KF-2020-05-024);吉林省教育厅“十三五”科学研究规划项目(JJKH20200999KJ)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (42171407,42077242), the Natural Science Foundation of Jilin Province (20210101098JC), the Open Fund of Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Natural Resources (KF-2020-05-024) and “the Thirteenth Five-Year Plan” Scientific Research Planning Project of Jilin Provincial Department of Education (JJKH20200999KJ)

1. College of GeoExploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China

2. Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Natural Resources, Shenzhen 518000, Guangdong, China

3. Xi'an Center of Mineral Resources Survey, China Geological Survey, Xi'an 711500, China

Abstract: Combined with social economy and population changes, the rapid extraction of urban construction land from medium and high resolution remote sensing images based on cloud platform can be used to effectively and accurately monitor the dynamic changes of urban construction land expansion in a large range and a long time series, thereby providing reference for urban management and planning. Based on Google Earth Engine (GEE) cloud platform, the urban area was extracted by NPP/VIIRS (suomi national polar-orbiting partnership/visible infrared imaging radiometer suite) annual average night light data and threshold segmentation. We obtained 3 142 Landsat images covering the cities of the three provinces of Northeast China. On the basis of the original spectral band, we constructed exponential features, texture features, and terrain features, and used SEaTH algorithm for these features optimization. Based on the J - M distance, the number of features was reduced from 20 to 12. Within the urban area, combined the optimal features with random forest (RF) algorithm, the Landsat monthly composite images were reclassified, and more accurate extraction of construction land was obtained. The experimental results show that the average overall accuracy and Kappa coefficient of urban construction land expansion in the three provinces are 96.19% and 0.92, the method is more efficient and reliable. The urban construction land of the three provinces had expanded by 49.07% from 1989 to 2019. Among the provincial capitals, the expansion rate of Shenyang is the fastest, followed by Changchun, and Harbin is the slowest. Population and economy are the main factors that promote the expansion of urban construction land.

Key words: Google Earth Engine; feature optimization; random forest algorithm; construction land expansion; driving mechanism

0 引言

我国城市化发展迅速。东北作为老工业基地, 20 世纪 80 年代就有较高的城市化水平。卫星遥感影像能够直观准确地反映出过去几十年我国城市建设用地的扩张情况。GEE(Google Earth Engine)遥感云计算平台自免费开放以来得到了广泛的应用^[1-2], 包括: 水体变化监测^[3-4]、土地利用变化监测^[5]、畜牧业动态变化监测^[6]、气候变化对农作物的影响研究^[7]、城市水文评价多尺度不透水遥感监测^[8]、洪泛平原湿地长期变化监测^[9]和土地覆被监测^[10]等。机器学习算法和云计算平台的发展为城市用地制图的发展带来了新机遇^[11]。传统的大范围城市建设用地面积测绘费时费力, 更新速度较慢, 随着遥感云平台的出现和遥感影像数据的不断增加, 基于 GEE 和遥感影像的城市建设用地提取研究逐渐趋于成熟, 可快速提供大范围长时间序列更为可靠的数据, 为制定应对气候变化、国土资源利用以及城市规划与管理政策发挥重要作用。

Liu 等^[12]利用 GEE 对全球建设用地分布信息进行提取, 根据夜间灯光和 Landsat 数据综合多个遥感指数, 构建归一化城市综合指数, 基于大量地面样本数据, 用最佳阈值分割对城市范围进行提取, 实现城市用地的自动化识别。王博帅等^[13]利用珞珈一号和 NPP/VIIRS(suomi national polar-orbiting partnership/ visible infrared imaging radiometer suite)夜光遥感影像比较了人类居住指数、植被覆盖和建筑共同校正的城市夜光指数、支持向量机 3 种提取城市建成区的方法, 结果表明使用珞珈一号夜光遥感影像通过植被覆盖和建筑共同校正的城市夜光指数方法提取的城市建成区效果最好。Liu 等^[14]利用 GEE 和 Landsat 影像结合城市用地综合指数方法, 绘制 30 m 分辨率 1985—2015 年全球城市动态图。Gong 等^[15]利用 2018 年的 10 m 分辨率哨兵卫星数据、OpenStreetMap、珞珈一号夜间灯光数据、腾讯移动定位和高德兴趣点(POI)等社会大数据, 实现全国范围城市土地利用制图, 制作了地块尺度面向对象的高分辨率城市土地利用图。Zhang

等^[16]提出了分层语义认知作为城市功能识别的一般认知结构,利用高分辨率卫星影像和兴趣点数据对北京城市功能区进行识别。以上研究都取得较高的精度和较好的效果,但大多数采用一次分类,对长时间序列大范围城市建设用地扩张研究较少。

为研究城市建设用地(路面、混凝土、砖、石及其他人造不透水覆盖层类型)扩张情况,本文以东北三省为研究区,基于 GEE 云平台,采用二次分类方法提取建设用地。首先利用夜间灯光数据和阈值分割法提取城市区域;其次构建特征数据并进行优化,利用人工解译和随机森林算法结合最优特征数据,对 1989、1995、2001、2007、2013 和 2019 年的 Landsat 去云月度合成影像中的建设用地进行提取;最后进行精度评价与比较,研究建设用地扩张时空变化情况,分析推力、弹力、阻力和支持力等驱动城市建设用地扩张的机制。

1 研究区概况和数据源

1.1 研究区概况

东北三省为辽宁省、吉林省和黑龙江省(图 1),地处中国中高纬度地区($118^{\circ}50'E-135^{\circ}05'E$, $38^{\circ}43'N-53^{\circ}33'N$),总面积约为 91.57 万 km^2 ,地形以平原、山地为主,主要属湿润、半湿润温带大陆性季风气候,年降水量 300~1 000 mm,平均海拔高度为 323 m。

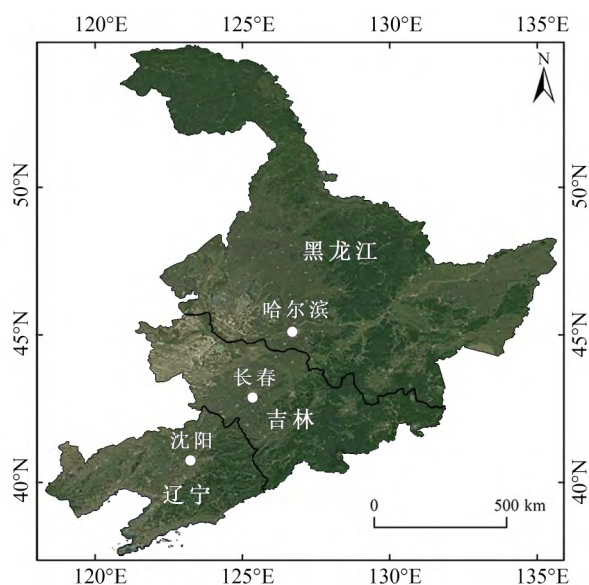


图 1 研究区概况

Fig.1 Image of the study area

1.2 数据源与预处理

1.2.1 夜间灯光数据

NPP/VIIRS 夜间灯光数据是由 Suomi-NPP 卫星的可见光/红外辐射成像仪(VIIRS)获取的夜间灯光遥感影像(DNB 波段),为全球每月的夜间灯光数据,该数据集有背景噪声、火光和极光等干扰。NPP/VIIRS 夜间灯光数据亮度值每年呈增加趋势,选取 2019 年 1—12 月 12 期数据,采用平均值法对 12 期数据求年平均值,得到研究区年度平均夜间灯光数据。

1.2.2 多光谱数据

Landsat5 地表反射率数据集是由 Landsat5 TM 传感器在大气中校正且经过正射校正的地表反射率,包含 4 个可见光、近红外波段和 2 个短波红外波段;Landsat8 地表反射率数据集是由 Landsat8 OLI/TIRS (operational land imager/ thermal infrared sensor)传感器经大气校正和正射校正的地表反射率,包含 5 个可见光、近红外波段和 2 个短波红外波段以及 2 个热红外波段。本研究所使用的 3 142 景 Landsat 表观反射率(TOA)产品均来自 GEE 云平台,分别选取了 1989、1995、2001、2007 年 477、462、560、534 景 Landsat5 TM 影像和 2013、2019 年 510、599 景 Landsat8 OLI 影像,空间分辨率均为 30 m。对所有 TOA 产品进行去云处理^[17],选取云量值小于 30% 的影像,其余影像被掩膜删除。此方法的优点是破坏波段原始值。为了提高分类精度并避免积雪对训练样本的影响,选取 4—11 月份影像,对去云影像进行镶嵌、裁切处理并生成东北三省月度合成影像,用所有月度合成数据生成影像数据集。

1.2.3 地形数据

SRTM(shuttle radar topography mission)数字高程模型产品是由美国“奋进”号航天飞机上搭载的 SRTM 系统采集后经过数据处理制成的数字高程模型。本研究使用了 30 m 分辨率的 SRTM1 产品。

1.2.4 经济和人口数据

本文中经济和人口数据来自《中国统计年鉴》^[18]、《辽宁统计年鉴》^[19]、《吉林统计年鉴》^[20]和《黑龙江统计年鉴》^[21]。

2 研究方法

通过借鉴国内外城市土地利用信息提取的研究

经验,基于 GEE 云平台,利用阈值分割法提取城市区域,构建特征数据并进行特征优化,合理选取训练样本,将最优特征作为输入对象,再利用随机森林算法提取建设用地,并进行精度评价与比较。技术流程如图 2 所示。

2.1 城市区域提取

基于 NPP/VIIRS 夜间灯光数据,利用阈值分割法提取城市区域。2019 年度平均夜间灯光数据(图 3)灰度值(G_{dn})的范围为(0,168),根据观察可知灯光存在溢出现象。经实验分析与比较,选取 $G_{dn} = 0.8$ 作为分割阈值划分城市区域边界,对非城市区域进行掩膜处理得到城市区域。先确定城市区域再提取建设用地,避免了林地、裸地和盐碱地等其他无关地物类别对提取建设用地的影响。

2.2 建设用地提取

2.2.1 样本数据选取

Collect Earth 是联合国粮农组织开发的开源目视解译工具,可以通过时间序列信息调用 Landsat 影像数据,利用关键物候期的彩色合成图像目视解译出更准确的土地利用信息^[22]。将研究区划分为建设用地和非建设用地,基于 Collect Earth 利用目

视解译的方法得到 5 280 个样本数据,2/3 样本用于训练,1/3 样本用于精度评价。

2.2.2 特征数据构建

光谱特征是地物分类的主要特征,在 Landsat 月度合成影像中选取蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段、短波红外 1 波段和短波红外 2 波段作为光谱特征。

通过构建遥感专题指数可以有效提高分类精度^[23]。经过处理后的 Landsat 数据为月度合成影像,通过原始光谱波段构建指数特征:归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)^[24]、改进归一化水体指数(modified normalized difference water index, MNDWI)^[25]和归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI)^[26],计算公式分别为:

$$I_{ndvi} = \frac{R_{nir} - R_r}{R_{nir} + R_r}; \quad (1)$$

$$I_{evi} = 2.5 \frac{R_{nir} - R_r}{R_{nir} + 6 R_r - 7.5 R_b + 1}; \quad (2)$$

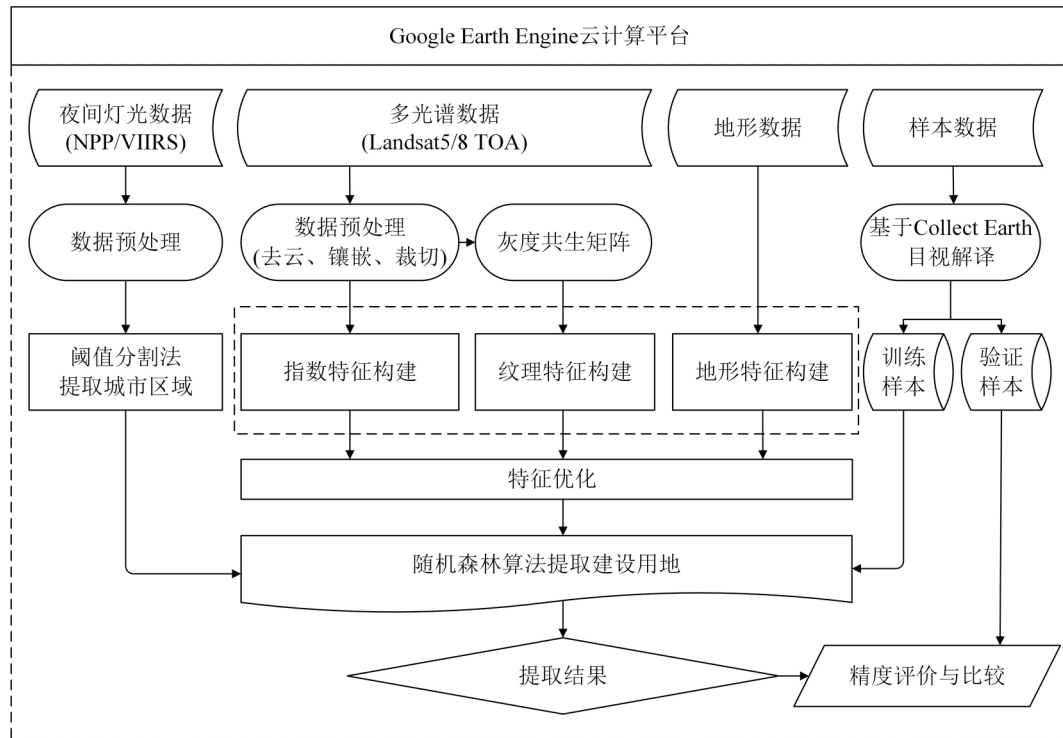
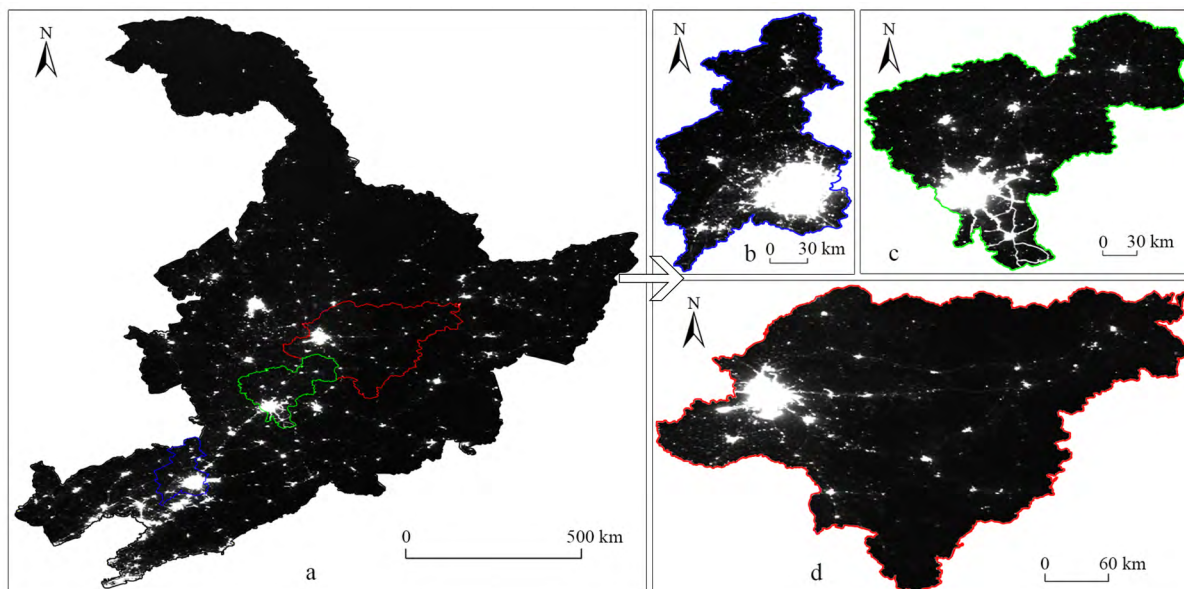


图 2 技术流程

Fig.2 Technical flowchart



a. 东北三省; b. 沈阳; c. 长春; d. 哈尔滨。

图 3 研究区 2019 年度平均夜间灯光数据

Fig.3 Average night light data for 2019 in the study area

$$I_{\text{mndwi}} = \frac{R_g - R_{\text{mir}}}{R_g + R_{\text{mir}}}; \quad (3)$$

$$I_{\text{ndbi}} = \frac{R_{\text{mir}} - R_{\text{nir}}}{R_{\text{mir}} + R_{\text{nir}}}. \quad (4)$$

式中: I_{ndvi} 、 I_{evi} 、 I_{mndwi} 、 I_{ndbi} 分别为 NDVI、EVI、MNDWI、NDBI 的指数值; R_{nir} 、 R_r 、 R_b 、 R_g 、 R_{mir} 分别为近红外、红、蓝、绿、中红外波段的反射率。

纹理作为图像的重要属性应用于图像分类中。由于短波红外波段用于分辨道路、水和植被等更有效,因此使用 Landsat 短波红外波段构建灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM),利用 GEE 云平台中的 glcmTexture 函数可计算出 18 个纹理特征。本研究选取最常用的 6 个纹理特征:角二阶矩、对比度、相关性、方差、逆差距和熵^[27]。

本研究使用 SRTMGL1_003 数据构建地形特征:海拔高度、坡度、坡向和山体阴影。

2.2.3 特征数据优化

太多的特征数据会导致运算效率和分类精度的降低。SEaTH 算法是一种有效的特征优化算法,可筛选出最优分类特征^[28]。SEaTH 算法根据地物特征的正态分布,利用 Jeffries-Matusita 距离(简称 J-M 距离,用 J 表示)衡量两类地物 C_1 和 C_2 间的可分性。 J 的计算公式如下:

$$J = 2(1 - e^{-B}); \quad (5)$$

$$B = \frac{1}{8} (m_1 - m_2)^2 \frac{2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2\sigma_1\sigma_2} \right). \quad (6)$$

式中: B 为距离计算因子; m_1 、 m_2 和 σ_1^2 、 σ_2^2 分别为地物 C_1 和 C_2 某个特征的均值和方差。 J 的取值范围为 $[0, 2]$; J 越接近于 0,表示特征的可分性越小; J 越接近于 2,表示特征的可分性越大^[29]。城市区域主要包括建设用地、水体和植被 3 种地物类别,因此只考虑它们之间的可分性。

2.2.4 随机森林算法分类

随机森林(random forest, RF)算法是 Bagging (bootstrap aggregating)的一个扩展变体,在以决策树为基学习器构建 Bagging 集成的基础上,进一步在决策树的训练过程中引入随机属性选择。RF 算法的基学习器是决策树。RF 学习器可以分类也可以回归,在最终的分类时可以输出概率。随着个体学习器数目的增加,RF 算法通常会收敛到更低的泛化误差^[30]。

RF 分类器即通过构造多个训练集得到决策树,通过 T 轮训练得到分类器序列 $\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x)\}$, 构成一个多决策树的分类器组合,通过学习器投票的置信度来确定输出结果^[31]。采用 Bagging 抽样策略,使用 2/3 的样本用于分类器训练和 1/3 的样本用于分类精度评估,则有

$$H(x) = \operatorname{argmax} \sum_{t=1}^T \mathbb{I}(h_t(x) = y) \quad (7)$$

式中: $H(x)$ 为样本 x 的分类结果; h_t 为单个决策树分类器; y 为输出变量; $\mathbb{I}(\ast)$ 为指示函数。RF 算法泛化误差的上界满足

$$E_{pe} \leq \frac{\bar{\rho}(1-S^2)}{S^2} \quad (8)$$

式中: E_{pe} 为泛化误差的上界; $\bar{\rho}$ 为决策树之间的相关性; S 为决策树的分类强度。RF 算法泛化误差上界与决策树之间呈正相关关系,与决策树的分类强度呈负相关关系。

决策树数目对分类精度有重要的影响^[32]。通过综合考虑分类精度和运行速度,将决策树数目设置为 $n=400$,利用 RF 算法在城市区域范围中提取出建设用地。

2.2.5 精度评价方法

利用验证样本数据构建混淆矩阵,评价建设用地与非建设用地的分类精度,具体评价指标包括总体精度(overall accuracy, OA)和 Kappa 系数^[33]。

2.3 城市空间扩张度量

通过城市建设用地扩张面积(ΔS)、扩张速率(v)和扩张强度(K)3个时空特征测度指标来分析城市建设用地扩张时空变化,计算公式分别为:

$$\Delta S = S_b - S_a; \quad (9)$$

$$v = \frac{S_b - S_a}{\Delta T}; \quad (10)$$

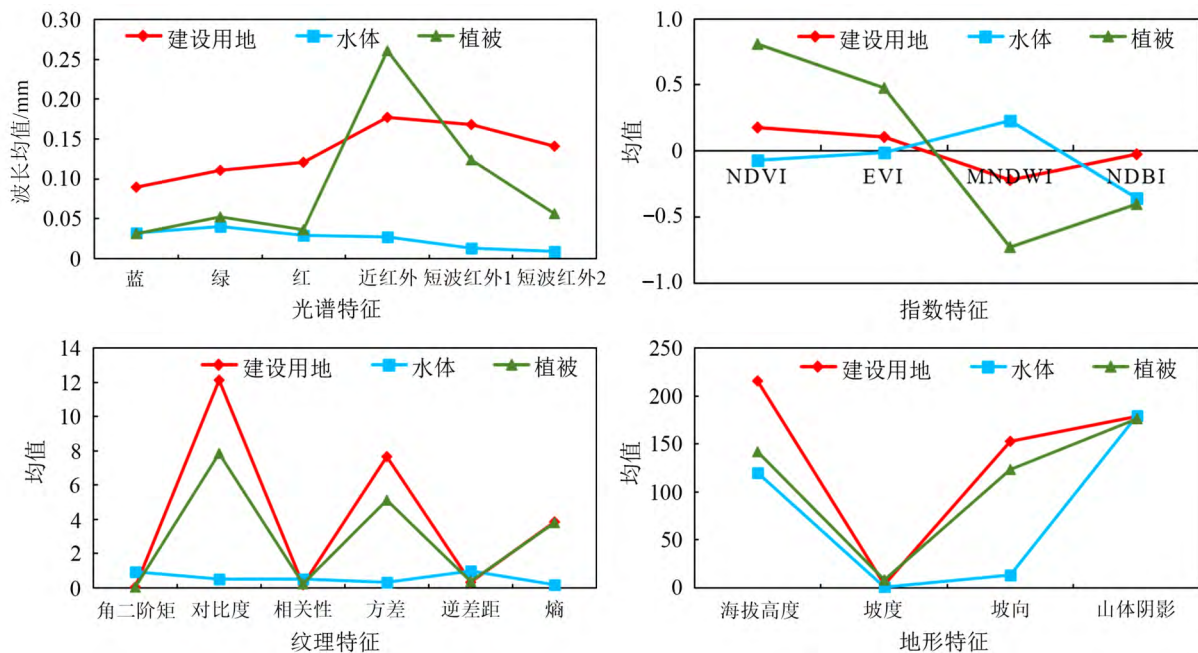
$$K = \frac{S_b - S_a}{S_a \times \Delta T} \times 100\% \quad (11)$$

式中: S_a 和 S_b 分别为研究期间前期和后期的城市建设用地面积; ΔT 为时间间隔。城市扩张强度指数是对扩张面积的年平均化,也是对扩张速率的标准化,消除了城市规模初始状态对扩张特征的影响。按照扩张强度可将城市扩张类型分为5类^[34]:高速扩张型($K > 20\%$)、快速扩张型($14\% < K \leq 20\%$)、中速扩张型($10\% < K \leq 14\%$)、低速扩张型($6\% \leq K \leq 10\%$)和缓慢扩张型($K < 6\%$)。

3 结果与分析

3.1 特征优化结果

通过原始光谱波段和特征构建得到6个光谱特征、4个指数特征、6个纹理特征和4个地形特征共计20个特征数据(图4),将3种类别(1.建设用地;2.水体;3.植被)进行两两组合,计算每种类别组合和每种特征的J-M距离(表1)。由于只提取建设用地,所以选择表1类别组合1-2、1-3中 $J > 1$ 的特征数据,最终得到12个最优特征数据(表2)。



海拔高度的单位为 m;坡度、坡向的单位为($^{\circ}$);山体阴影为灰度值。

图4 不同特征数据的均值

Fig.4 Mean of different feature data

表 1 类别组合和特征的 J-M 距离
Table 1 J-M distance for category combinations and features

特征	类别组合		
	1-2	1-3	2-3
蓝波段	0.65	0.77	0.32
绿波段	0.52	0.65	0.17
红波段	0.79	1.06	0.12
近红外波段	1.48	0.16	1.94
短波红外 1 波段	1.55	0.65	1.79
短波红外 2 波段	1.43	0.79	1.21
NDVI	0.85	1.62	1.90
EVI	0.87	1.56	1.93
MNDWI	1.54	1.05	1.97
NDBI	1.62	1.33	0.25
角二阶矩	1.39	0.01	1.45
对比度	0.18	0.15	0.34
相关性	0.06	0.01	0.19
方差	0.13	0.13	0.21
逆差距	1.10	0.01	1.04
熵	1.12	0.01	1.22
海拔高度	1.01	0.62	0.35
坡度	0.05	0.35	0.76
坡向	0.12	0.02	0.18
山体阴影	0.02	0.09	0.15

3.2 建设用地提取精度评价与比较

利用 OA 和 Kappa 系数对不同年份建设用地提取结果进行评价(图 5),结果表明各年份提取结果都有较高的精度。东北三省平均 OA 和 Kappa 系数分别为 95.88%和 0.92,沈阳平均 OA 和 Kappa 系数分别为 96.86%和 0.94,长春平均 OA 和 Kappa 系数分别为 96.08%和 0.92,哈尔滨平均 OA 和

Kappa 系数分别为 95.96%和 0.92。Gong 等^[35]提供了 1978—2017 年中国建设用地制图产品,利用本文验证样本对其中 2013 年长春市建设用地进行精度评价,平均 OA 和 Kappa 系数分别为 91.56%和 0.88。本文的提取结果与 Gong 等提供的建设用地制图产品对比如图 6 所示,其中 b 为本研究建设用地提取结果轮廓叠加到 Landsat 影像上的显示效果。可以看出,与 Gong 等提取结果相比,本文所用方法提取结果精度较高而且效果较好。

3.3 省会城市建设用地扩张时空变化

沈阳、长春和哈尔滨城市建设用地扩张时空变化如表 3 所示。可以看出:沈阳在 2001—2007 年为低速扩张型,长春和哈尔滨在 2007—2013 年为低速扩张型,其他时间 3 个城市都属于缓慢扩张型;1989—2019 年沈阳建设用地扩张面积较大,而且扩张平均速率较快,长春次之,哈尔滨最慢。主城区 30 年的扩张情况如图 7 所示,沈阳主要向西、南方向扩张,长春向四周扩张,哈尔滨主要向西北方向扩张。

3.4 城市建设用地、经济和人口变化

1989、1995、2001、2007、2013 和 2019 年东北三省所有城市以及长春、沈阳和哈尔滨建设用地提取结果如图 8 所示,城市建设用地面积、经济和人口变化如图 9 所示。东北三省所有城市 30 年建设用地面积总共扩张 49.07%,经济增长 25.93 倍,人口增加 11.12%;沈阳建设用地面积扩张 2.25 倍,经济增长 28.74 倍,人口增加 47.42%;长春建设用地面积扩张 2.09 倍,经济增长 63.39 倍,人口增加 20.30%;哈尔滨建设用地面积扩张 1.80 倍,经济增长 31.85 倍,人口增加 9.02%。2013—2019 年,东北三省 GDP 总量减少 7.7%,总人口减少 1.66%;哈尔滨人口减少 4.4%且经济增长缓慢,沈阳、长春经济和人口

表 2 特征优化结果
Table 2 Feature optimization result

特征种类	优化前		优化后	
	特征	数量	特征	数量
光谱特征	蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段、短波红外 1 波段、短波红外 2 波段	6	红波段、近红外波段、短波红外 1 波段、短波红外 2 波段	4
指数特征	NDVI、EVI、MNDWI、NDBI	4	NDVI、EVI、MNDWI、NDBI	4
纹理特征	角二阶矩、对比度、相关性、方差、逆差距、熵	6	角二阶矩、逆差距、熵	3
地形特征	海拔高度、坡度、坡向、山体阴影	4	海拔高度	1

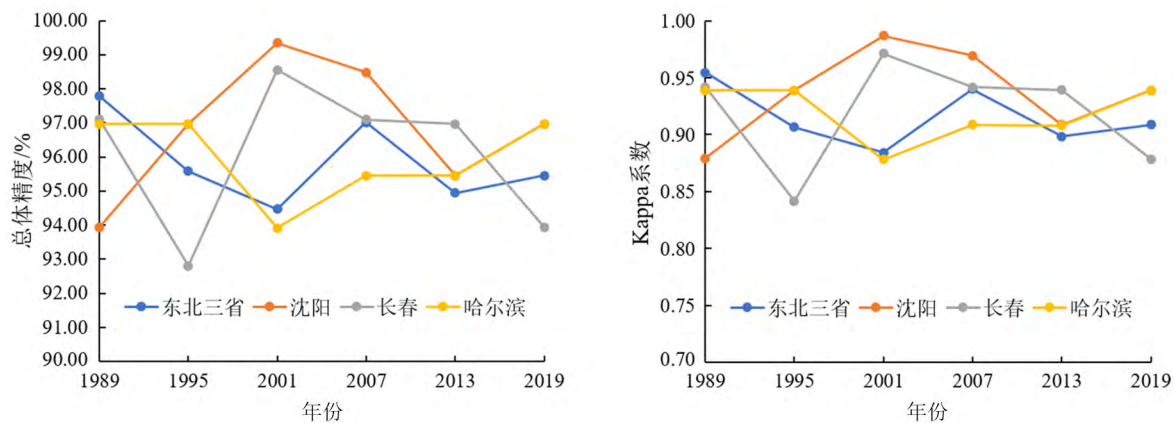


图 5 研究区精度评价

Fig.5 Accuracy assessment of classification results in the study area

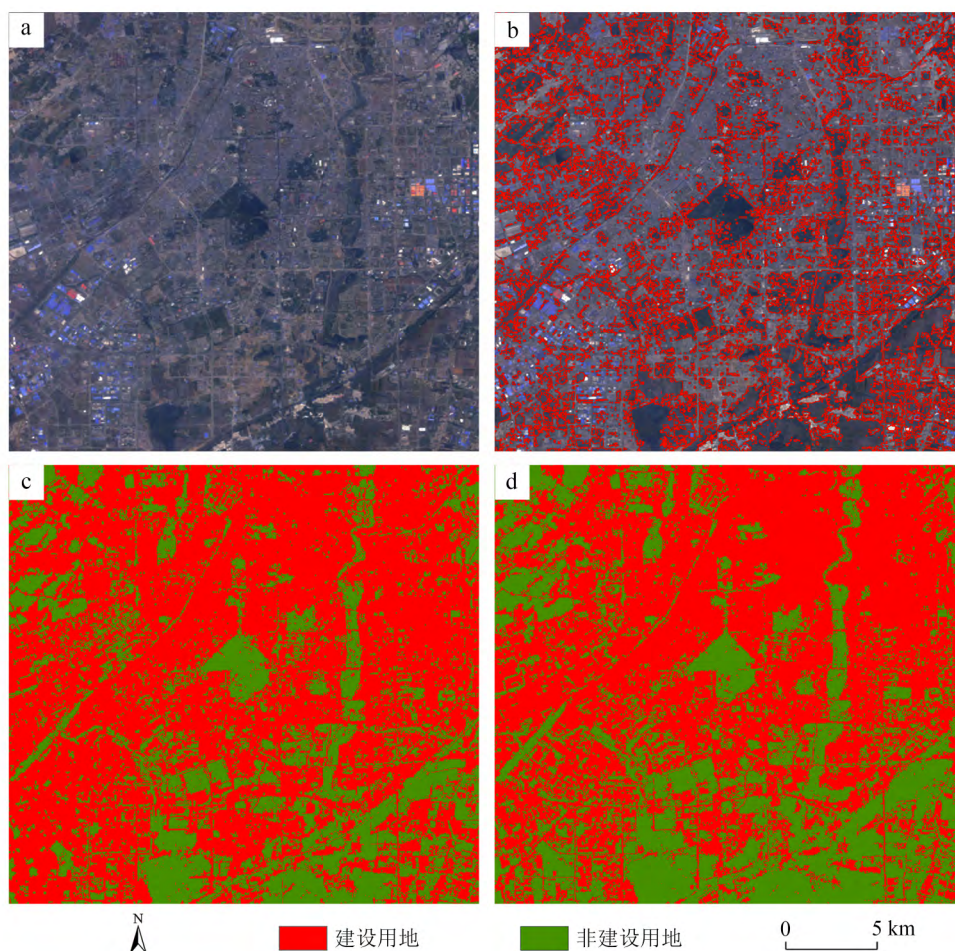
a. 2013 年长春市部分区域 Landsat 影像; b. 本研究建设用地提取轮廓; c. 本研究提取结果; d. Gong 等^[35]提取结果。

图 6 建设用地提取结果比较

Fig.6 Comparison of extraction result of construction land

表 3 扩张面积、扩张速率和扩张强度统计表

Table 3 Statistical table of expansion area, expansion rate and expansion intensity

时间/年	扩张面积/km ²			扩张速率/(km ² /a)			扩张强度/%		
	沈阳	长春	哈尔滨	沈阳	长春	哈尔滨	沈阳	长春	哈尔滨
1989—1995	136.60	78.27	73.13	22.77	13.04	12.19	4.28	3.48	3.09
1995—2001	210.41	83.91	91.05	35.07	13.99	15.17	5.25	3.08	3.25
2001—2007	330.23	116.08	116.82	55.04	19.35	19.47	6.27	3.60	3.49
2007—2013	276.99	366.03	387.05	46.16	61.01	64.51	3.82	9.34	9.56
2013—2019	241.57	138.87	44.25	40.26	23.14	7.37	2.71	2.27	0.69

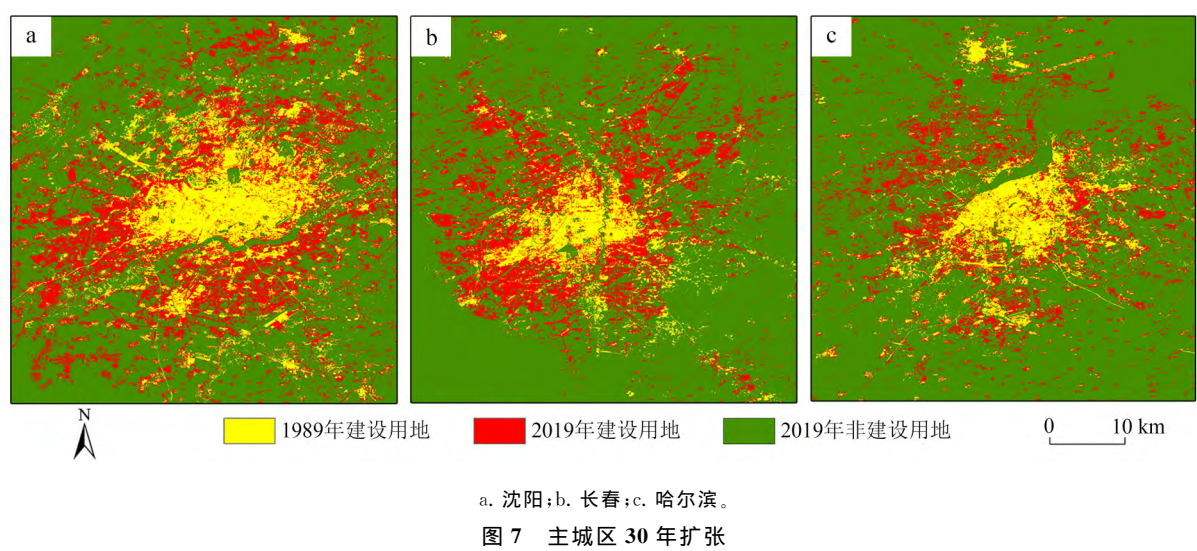


Fig.7 Main urban area expansion of 30 a

口虽呈增长趋势,但人口增长较慢,相应城市建设用地面积也增加缓慢。

3.5 城市建设用地扩张驱动机制

城市建设用地扩张驱动机制主要包括推力、支持力、弹力和阻力^[36]。推力是推动城市扩张进程的主要因素,主要包括人口、经济和交通等因素。由上述东北三省城市建设用地、经济和人口变化情况可知,人口增加的速度和经济发展的速度与城市建设用地扩张速度变化规律基本一致。分析其原因主要为:人口增加会带来居住、就业、医疗、教育和娱乐等需求的增加,从而会加大对城市基础设施及相关工程的建设,经济的快速发展也会促进基础设施的扩建。而人口的减少和经济的下降则会导致城市建设用地扩张速率和强度的降低,甚至会导致城市建设用地收缩。人口因素和经济因素是促进城市扩张的

主要因素。

支持力是指为城市扩张提供便捷条件的因素,包括自然环境和行政因素。丰富的矿产资源、水资源和肥沃的黑土地是东北三省城市发展的自然基础,三江平原、松嫩平原和辽河平原为城市发展建设提供了优越的地理条件。东北振兴战略是东北三省城市扩张重要的行政因素。

弹力作为推动城市扩张的动力作用于城市不同区域,包括开发区、高新区和大学城等的建设,影响城市化进程和城市扩张模式。

阻力是指阻碍城市扩张的因素,包括生态环境保护和文化遗址保护等。为了保护生态环境,东北三省一些城市放弃了很多盈利企业发展的机会;城市建设也要考虑到对文化遗址的保护。阻力因素的作用导致了城市扩张速率和强度的降低。

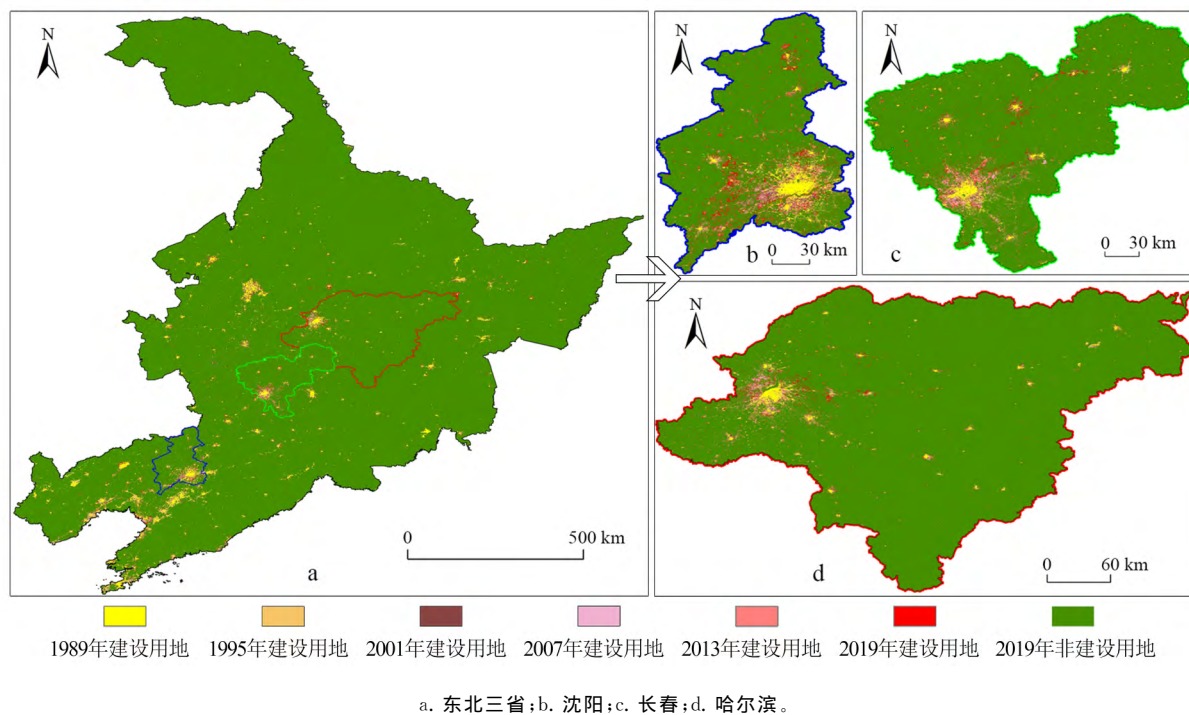


图 8 研究区城市建设用地提取结果

Fig.8 Results of urban construction land extraction in the study area

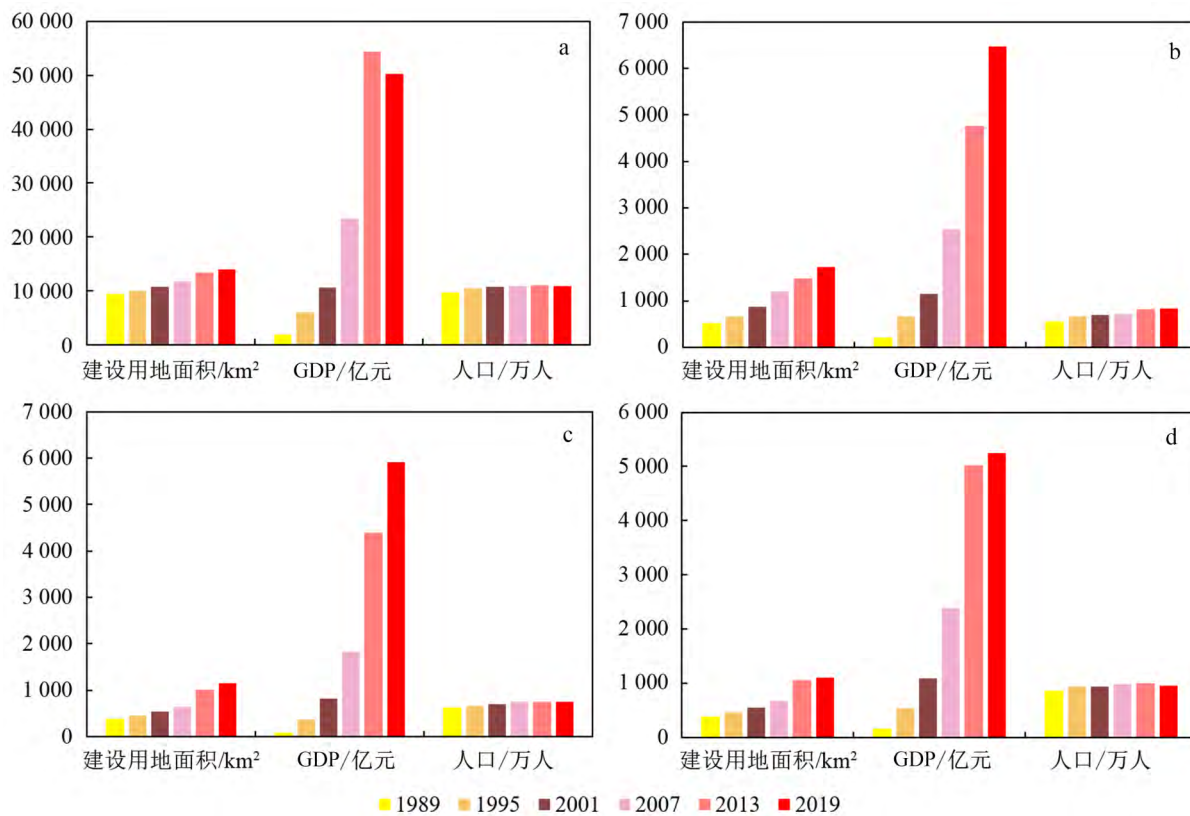


图 9 研究区城市建设用地面积、经济和人口直方图

Fig.9 Histogram of urban construction land, economy and population in the study area

4 结论及展望

本研究基于 GEE 云平台,利用 NPP/VIIRS 年度平均夜间灯光数据和阈值分割法提取了城市区域;利用 Landsat 去云月度合成影像制作不同年份影像集,构建了指数特征、纹理特征和地形特征;利用 SEaTH 算法对特征数据进行了优化;利用 RF 算法分别提取了东北三省 1989—2019 年每 6 年时间间隔的城市建设用地,并进行精度评价和比较;分析了省会城市建设用地扩张时空变化情况,东北三省城市建设用地、经济 and 人口的变化以及城市建设用地扩张驱动机制。得到以下结论:

1) 基于 Landsat 月度合成影像可以减少云和雪等的影响,获得较好的建设用地提取效果。利用夜间灯光和 Landsat 数据通过二次分类先提取城市区域再提取其中建设用地的方式,避免了林地、裸地和盐碱地等其他无关地物类别对分类的干扰,提高了分类效率和精度。

2) 利用 SEaTH 算法进行特征优化,根据 J-M 距离的取值将特征数量从 20 个精简到 12 个,降低了运行载荷的同时提高了分类精度。本研究平均总体精度和 Kappa 系数分别为 96.19%、0.92,有较高的精度和可靠性。

3) 东北三省城市建设用地的扩张是复杂的动态变化过程,省会城市中沈阳扩张速率较快,长春次之,哈尔滨最慢。推力、支持力、弹力和阻力是驱动城市建设用地扩张的主要机制,人口因素和经济因素是推动城市建设用地扩张的主要因素,自然基础和行政因素提供了便捷条件,开发区、高新区和大学城等的建设影响城市扩张模式,生态环境和文化遗址保护会导致城市建设用地扩张速率和强度的降低。

利用遥感云平台可以进行长时间序列大范围城市建设用地提取,提取成果可为城市时空变化研究提供借鉴和参考。本研究仅讨论了城市建设用地的提取,对建设用地中更详细土地利用信息(如商业区、住宅区、工业区等)提取还需寻找更加有效的技术方案。各种遥感云平台 and 遥感数据的出现,为我们进行城市土地利用信息的提取提供了多种选择,以便获取高精度、高分辨率 and 更加丰富的城市土地利用信息数据产品。

参考文献 (References):

[1] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google

Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18-27.

[2] Tamiminia H, Salehi B, Mahdianpari M, et al. Google Earth Engine for Geo-Big Data Applications: A Meta-Analysis and Systematic Review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 164: 152-170.

[3] Li Y, Niu Z G, Xu Z Y, et al. Construction of High Spatial-Temporal Water Body Dataset in China Based on Sentinel-1 Archives and GEE [J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): 2413.

[4] He T T, Xiao W, Zhao Y L, et al. Continuous Monitoring of Subsidence Water in Mining Area from the Eastern Plain in China from 1986 to 2018 Using Landsat Imagery and Google Earth Engine[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 279: 123610.

[5] Ge Y, Hu S, Ren Z P, et al. Mapping Annual Land Use Changes in China's Poverty-Stricken Areas from 2013 to 2018[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111285.

[6] Parente L, Mesquita V, Miziara F, et al. Assessing the Pasturelands and Livestock Dynamics in Brazil, from 1985 to 2017: A Novel Approach Based on High Spatial Resolution Imagery and Google Earth Engine Cloud Computing [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111301.

[7] Cao J, Zhang Z, Zhang L L, et al. Damage Evaluation of Soybean Chilling Injury Based on Google Earth Engine (GEE) and Crop Modelling [J]. Journal of Geographical Sciences, 2020, 30(8): 1249-1265.

[8] Shao Z F, Fu H Y, Li D R, et al. Remote Sensing Monitoring of Multi-Scale Watersheds Impermeability for Urban Hydrological Evaluation [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111338.

[9] Jia M M, Mao D H, Wang Z M, et al. Tracking Long-Term Floodplain Wetland Changes: A Case Study in the China Side of the Amur River Basin [J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2020, 92: 102185.

[10] Wahap N A, Shafri H Z M. Utilization of Google Earth Engine (GEE) for Land Cover Monitoring over Klang Valley, Malaysia[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 540: 012003.

[11] Zhu X X, Tuia D, Mou L, et al. Deep Learning in Remote Sensing: A Comprehensive Review and List

- of Resources [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2017, 5: 8-36.
- [12] Liu X P, Hu G H, Chen Y M, et al. High-Resolution Multi-Temporal Mapping of Global Urban Land Using Landsat Images Based on the Google Earth Engine Platform [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209: 227-239.
- [13] 王博帅,蒲东川,李婷婷,等.基于多源遥感影像的长春市城市建成区提取[J].吉林大学学报(地球科学版),2021,51(4):1284-1294.
- Wang Boshuai, Pu Dongchuan, Li Tingting, et al. Mapping of Urban Built-Up Area of Changchun City Based on Multi-Source Remote Sensing Images [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(4): 1284-1294.
- [14] Liu X P, Huang Y H, Xu X C, et al. High-Spatiotemporal-Resolution Mapping of Global Urban Change from 1985 to 2015[J]. Nature Sustainability, 2020, 3(7): 564-570.
- [15] Gong P, Chen B, Li X C, et al. Mapping Essential Urban Land Use Categories in China (EULUC - China): Preliminary Results for 2018 [J]. Science Bulletin, 2020, 65(3): 182-187.
- [16] Zhang X Y, Du S H, Zheng Z J. Heuristic Sample Learning for Complex Urban Scenes: Application to Urban Functional-Zone Mapping with VHR Images and POI Data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 161: 1-12.
- [17] Gonzalo M, Luis G, Julia A, et al. Multitemporal Cloud Masking in the Google Earth Engine [J]. Remote Sensing, 2018, 10(7): 1079.
- [18] 中华人民共和国国家统计局.中国统计年鉴[M].北京:中国统计出版社,2020:34-71.
- National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. China Statistical Yearbook [M]. Beijing: China Statistics Press, 2020: 34-71.
- [19] 辽宁省统计局,国家统计局辽宁调查总队.辽宁统计年鉴[M].北京:中国统计出版社,2020:26-34.
- Liaoning Provincial Bureau of Statistics, Liaoning Investigation Team of National Statistical Bureau. Liaoning Statistical Yearbook [M]. Beijing: China Statistics Press, 2020: 26-34.
- [20] 吉林省统计局,国家统计局吉林调查总队.吉林统计年鉴[M].北京:中国统计出版社,2020:27-32.
- Jilin Provincial Bureau of Statistics, Jilin Investigation Team of National Statistical Bureau. Jilin Statistical Yearbook [M]. Beijing: China Statistics Press, 2020: 27-32.
- [21] 黑龙江省统计局,国家统计局黑龙江调查总队.黑龙江统计年鉴[M].北京:中国统计出版社,2020:42-94.
- Heilongjiang Provincial Bureau of Statistics, Heilongjiang Investigation Team of National Statistical Bureau. Heilongjiang Statistical Yearbook [M]. Beijing: China Statistics Press, 2020: 42-94.
- [22] Bey A, Sánchez-Paus Díaz A, Maniatis D, et al. Collect Earth: Land Use and Land Cover Assessment Through Augmented Visual Interpretation [J]. Remote Sensing, 2016, 8(10): 807.
- [23] 侯蒙京,殷建鹏,葛静,等.基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法[J].农业机械学报,2020,51(7):220-227.
- Hou Mengjing, Yin Jianpeng, Ge Jing, et al. Land Cover Remote Sensing Classification Method of Alpine Wetland Region Based on Random Forest Algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 220-227.
- [24] Jiang Z Y, Huete A R, Didan K, et al. Development of a Two-Band Enhanced Vegetation Index Without a Blue Band [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3833-3845.
- [25] 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,2005,9(5):589-595.
- Xu Hanqiu. A Study on Information Extraction of Water Body with the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) [J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(5): 589-595.
- [26] Li K N, Chen Y H. A Genetic Algorithm-Based Urban Cluster Automatic Threshold Method by Combining VIIRS DNB, NDVI, and NDBI to Monitor Urbanization[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 277.
- [27] 何昭欣,张淼,吴炳方,等.Google Earth Engine 支持下的江苏省夏收作物遥感提取[J].地球信息科学学报,2019,21(5):752-766.
- He Zhaoxin, Zhang Miao, Wu Bingfang, et al. Extraction of Summer Crop in Jiangsu Based on Google Earth Engine [J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(5): 752-766.
- [28] 王贺,陈劲松,余晓敏.面向对象分类特征优化选取方法及其应用[J].遥感学报,2013,17(4):816-829.
- Wang He, Chen Jinsong, Yu Xiaomin. Feature Selection and Its Application in Object-Oriented

- Classification[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(4): 816–829.
- [29] 余晓敏, 湛飞并, 廖明生, 等. 利用改进 SEaTH 算法的面向对象分类特征选择方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(8): 921–924.
- Yu Xiaomin, Zhan Feibing, Liao Mingsheng, et al. Object-Oriented Feature Selection Algorithms Based on Improved SEaTH Algorithms[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(8): 921–924.
- [30] 蒲东川, 王桂周, 张兆明, 等. 基于独立成分分析和随机森林算法的城镇用地提取研究[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(8): 1597–1606.
- Pu Dongchuan, Wang Guizhou, Zhang Zhaoming, et al. Urban Area Extraction Based on Independent Component Analysis and Random Forest Algorithm[J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(8): 1597–1606.
- [31] Angshuman P, Prasad M D, Prasun D, et al. Improved Random Forest for Classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2018, 27(8): 4012–4024.
- [32] Teluguntla P, Thenkabail P, Oliphant A, et al. A 30m Landsat-Derived Cropland Extent Product of Australia and China Using Random Forest Machine Learning Algorithm on Google Earth Engine Cloud Computing Platform [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 144: 325–340.
- [33] 侯西勇, 邱向红, 侯婉, 等. 中国海岸带土地利用遥感制图及精度评价[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(10): 1478–1488.
- Hou Xiyong, Di Xianghong, Hou Wan, et al. Accuracy Evaluation of Land Use Mapping Using Remote Sensing Techniques in Coastal Zone of China [J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(10): 1478–1488.
- [34] 陈可欣. 基于高分辨率遥感影像的建成区扩张与驱动力研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- Chen Kexin. Research on Urban Built-up Area Expansion and Driving Forces Based on High-Resolution Remote Sensing Image [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [35] Gong P, Li X C, Zhang W. 40-Year (1978–2017) Human Settlement Changes in China Reflected by Impervious Surfaces from Satellite Remote Sensing [J]. Science Bulletin, 2019, 64(11): 756–763.
- [36] 耿甜伟, 毛雅倩, 李九全, 等. 西安城市扩展时空特征及驱动机制[J]. 经济地理, 2019, 39(10): 62–70.
- Geng Tianwei, Mao Yaqian, Li Jiuquan, et al. Spatio-Temporal Characteristics and Driving Mechanism of Xi'an Urban Expansion[J]. Economic Geography, 2019, 39(10): 62–70.