

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.04.21

引用格式: 王小龙, 闫浩文, 周亮, 等. 利用 SVM 分类 Landsat 影像的朝鲜主要城市建设用地时空特征分析[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(4): 163–171. (Wang X L, Yan H W, Zhou L, et al. Using SVM classify Landsat image to analyze the spatial and temporal characteristics of main urban expansion analysis in Democratic People's Republic of Korea [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(4): 163–171.)

利用 SVM 分类 Landsat 影像的朝鲜 主要城市建设用地时空特征分析

王小龙^{1,2,3}, 闫浩文^{1,2,3}, 周亮^{1,2,3}, 张黎明^{1,2,3}, 党雪薇^{1,2,3}

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070)

摘要: 朝鲜主要城市建设用地在广域时空尺度上的变化研究几乎处于空白, 为弥补这一空白, 基于长时间序列的 Landsat TM/ETM+/OLI 数据, 采用面向对象的支持向量机 (support vector machine, SVM) 分类方法, 提取 1990—2018 年间朝鲜 6 个主要城市的建设用地, 并结合景观格局指数以及年增长与年增长率定量分析建设用地变化。研究结果表明, 基于面向对象的支持向量机方法能够有效提取建设用地, 平均总精度高于 90%, Kappa 系数在 0.87 以上。1990—2018 年之间, 各个城市的面积扩张达到 1.2~1.4 倍, 且处于持续增长。平壤的年增长达到了 1.15 km², 是 6 个主要城市中增长最多的, 而元山的增长率波动幅度较小, 最近时期内咸兴的年增长率最大, 其值达到 2.74%。朝鲜 6 个主要城市的扩张都集中于地势平坦之处且主城区沿河 (海) 分布, 扩张模式为填充式和飞跃式 2 种; 总体来看, 其城市化进程处于上升期。本研究为朝鲜的生态环境保护和新型城镇扩张奠定基础, 同时为朝鲜的相关科学研究提供参考。

关键词: SVM; 城市化; 建设用地; 景观格局指数; 朝鲜

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2020)04-0163-09

0 引言

城市化是城市区域向周边扩张的一个动态变化过程^[1-3], 总是伴随着城市建设用地的空间扩张, 导致景观格局发生变化^[4-6]。目前, 使用卫星遥感技术在城镇空间扩张方面有大量研究, 通过提取建设用地进行时空特征分析已经取得许多成果。提取建设用地的经典方法主要有: ①线性光谱分析^[7-9]和归一化差值不透水面指数^[10]、Fuzzy ARTMAP 算法^[11]和基于规则的算法^[12]以及非线性微分法、灰度形态学法和标记分水岭分割法^[13]; ②分类回归树 (classification and regression tree, CART)^[14-15]、基于人工神经网络 (artificial neural networks, ANNs)^[16-19]、利用元胞自动机 (cellular automata, CA) 模型^[20-22]以及代理人基模型 (agent-based models, ABMs) 提取建设用地^[23-25], 这些研究多以小尺度、短时间的建设用地提

取为主^[26], 并且在城市扩张模型中会限制其效率^[27]。

支持向量机 (support vector machine, SVM) 作为最有效的机器学习方法之一, 在地理分析方面引起许多学者的关注^[28], 并且在地理空间研究中, SVM 已经被用于遥感数据分类^[29-31]。SVM 不仅能够有效考虑连续变量和分类变量、非正态分布数据、非线性关系、噪声和复杂数据, 而且能够高效地训练具有异常值的数据集, 避免过度拟合, 保证良好的泛化性能。因此, 利用 SVM 在大尺度、长时间序列下提取建设用地并且分析其时空特征仍是一项重要任务。

1990—2018 年间朝鲜主要城市建设用地的变化研究几乎长期处于空白, 《林肯土地政策研究院 (Lincoln Institute of Land Policy)》的数据统计中, 朝鲜城市只有一个平壤, 且集中于 1990—2000 年和 2000—2014 年 2 个大时间段, 2014 年之后, 相关区域扩张模式的研究几乎没有涉及。本文基于 Land-

收稿日期: 2019-12-10; 修订日期: 2020-02-04

基金项目: 国家重点研发计划项目“国土资源与生态环境安全常态监测系统研发”(编号: 2017YFB0504203)、国家自然科学基金项目“干旱区城镇扩张对绿洲耕地多尺度影响与情景模拟”(编号: 41961027)和甘肃高等学校产业支撑引导项目“地理空间数据数字指纹系统及应用示范”(编号: 2019c-04)共同资助。

第一作者: 王小龙 (1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向为地理可视化和空间分析。Email: 1724812353@qq.com。

通信作者: 闫浩文 (1969-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为微地图、地图自动综合、地理可视化和空间分析等。Email: haowen2010@gmail.com。

sat TM/ETM + /OLI 影像,利用 SVM 分类方法,提取 1990—2018 年间广域尺度上朝鲜 6 个主要城市的建设用地,采用总体精度 (overall accuracy, OA) 和 Kappa 系数进行评价,并且结合景观格局指数、建设用地年增长率与年增长率对其扩张模式科学分析,弥补广域时空尺度上朝鲜主要城市建设用地空间变化的空白,为其生态环境保护和新型城镇规划提供参考。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

朝鲜作为东北亚的组成部分,位于朝鲜半岛北

部(E125°~131°,N34°~43°),面积约 $12.1 \times 10^4 \text{ km}^2$,领土南北狭长,三面环海^[32]。本文的研究区域是朝鲜在 2018 年之前的 6 个主要城市,分别是清津 (Chongjin)、咸兴 (Humhang)、江界 (Kanggye)、平壤 (Pyongyang)、沙里院 (Sariwon) 和元山 (Wosan),如图 1 所示。其中,首都平壤是朝鲜的政治经济文化中心,清津、元山为一北一南的港口城市,咸兴是仅次于平壤的第二大都市且地理位置介于清津、元山之间,而清津为朝鲜的第三大都市,江界和沙里院是一北一南的内陆城市。

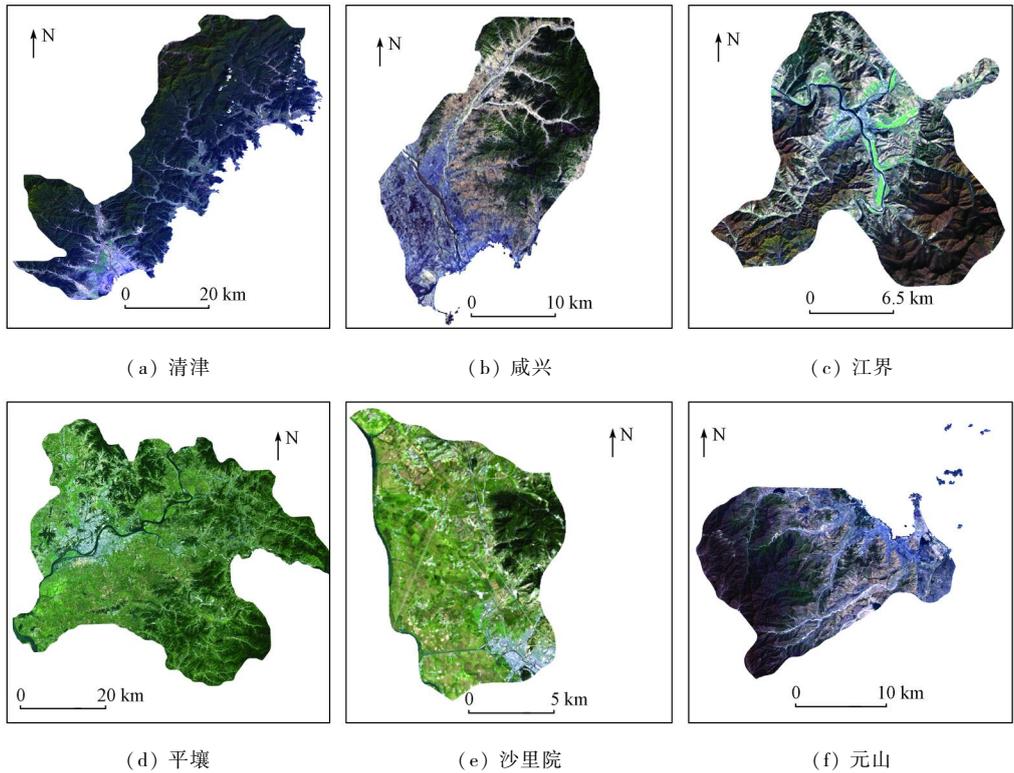


图 1 研究区域示意图

Fig. 1 Location of study area

1.2 数据源及预处理

本文所用朝鲜市、区(县)面状数据来自全球行政区划边界 (GADM maps and data, <https://www.gadm.org/>), DEM 高程数据来自于美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 和国防部国家测绘局 (National Image and Mapping Agency, NIMA) 联合测量的航天飞机雷达地形测绘使命 (Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)。遥感数据为 1990 年、2000 年、2010 年和 2018 年 4 个时段的 Landsat TM, ETM + 及 OLI 影像,其中 Landsat TM/ETM + /OLI 影像数据的空间分辨率为 30 m, Landsat OLI 影像数据中包含一个 15 m 的全色波段,数据来源于美国地质勘探局 (United States Geological Survey, USGS)。为更加清晰地表达

城镇地物,影像尽量选择无云或者云量较少、质量较高的遥感数据,若影像受云量影响较大,则选取前后 2 年内相同区域的高质量无云影像^[33]。由于 2010 年的 Landsat ETM + 数据存在严重黑带干扰,故 2010 年的遥感数据选取的是 Landsat TM 影像。遥感数据源具体情况如表 1 所示。

表 1 本文采用的主要研究数据

Tab. 1 Data sources employed in this study

城市	1990 年	2000 年	2010 年	2018 年
清津	TM, 1991	ETM +	TM	OLI
咸兴	TM	ETM +, 2002	TM, 2011	OLI
江界	TM	ETM +	TM	OLI
平壤	TM	ETM +, 2001	TM	OLI
沙里院	TM	ETM +, 2001	TM	OLI
元山	TM	ETM +	TM	OLI

数据处理前将影像都统一到通用横轴墨卡托 (universal transverse mercator, UTM) 投影上, 利用朝鲜6个主要城市边界矢量数据对遥感影像进行裁剪, 提取研究区域。根据 V-I-S (vegetation - impervious surface - soil) 模型^[34] 将城市地物分为4种类型, 分别是植被、建设用地、裸地和水体。依据随机均匀的原则, 清津和咸兴分别选择600个影像对象, 江界、沙里院和元山分别选择400个影像对象, 平壤选择800个影像对象作为样本。

利用 eCognition 9.0 软件进行多尺度分割, 选取训练样本, 使用 SVM 进行分类, 得到分类结果。影像分割的尺度越大, 生成的图像对象的斑块越大、数量越少。尺度参数的选择要尽量保证每个影像对象只能包含一种地物, 力求分割出的影像对象大小合适, 既不破碎, 也不笼统^[23]。经过多次尝试, 确定 Landsat 影像的尺度参数范围为 20 ~ 55。参与尺度分割的各个波段所占的比重就是图层权重, 一般来说, 赋予较大权重的波段是包含重要信息的波段, 对一些可有可无的波段赋予较小的权重。为充分利用各个波段的信息和平衡各个波段在分割过程中发挥的作用, 实验中各个波段的权重、形状因子以及紧凑度皆为默认值。

2 研究方法

2.1 SVM 分类

SVM 是由 Vapnik^[35] 首次提出, 并由 Boser 等^[36] 结合统计学理论进行改进的非参数机器学习方法, 其原理在较多研究中有详细论述^[28, 37-38]。SVM 的特征非常适用于城市扩展模式建模, 但是 SVM 依然存在一定不确定性: ①模型参数的设置对分类结果有显著影响^[38-39]; ②算法耗时长、效率低, 适用于小范围的搜索^[38]。解译遥感影像提取建设用地是另一种获取城市建设用地变化的有效手段^[40], 并且具有广域性、周期性、连续性等天然优势, 通过多期影像可以获得土地变化类型^[41]。但是, 仅用遥感数据很难完整、连续地反映城市用地时空演变过程: ①遥感数据是某一时刻研究区的土地利用状况, 是瞬时的^[42]; ②遥感影像会存在感应器、算法等误差以及大气扰动的不确定性^[43]。SVM 和遥感影像解译都具有一定的局限性, 整合2种方法可以更符合实际的城市化进程。本文基于 Chang 等^[44] 开发的 LIBSVM 开源软件包, 运用 Matlab 语言开发了“面向对象的遥感影像分类系统”。其主要功能是设置惩罚参数 C 和核宽度 γ , 经验表明, C 和 γ 以指数增长方式 ($C = 2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}$) 搜索, 是快

速确定惩罚参数 C 和核宽度 γ 比较好的办法^[45]。SVM 分类将选择的样本分成2部分, 1/3 作为验证样本, 2/3 作为训练样本, 根据这些有限的样本在模型学习能力和复杂性之间寻求最佳调和, 以保证分类精度。

2.2 景观格局指数

为反映受城市化进程影响的陆地景观格局变化, 选取5个景观格局指数 (表2)^[46]: 斑块数量 (number of patches, NP)、斑块密度 (patch density, PD)、最大斑块指数 (large patch index, LPI)、景观百分比 (percentage of landscape, PLAND) 和景观形状指数 (landscape shape index, LSI)。使用 Fragstats 4.2 软件所带的八邻规则计算景观格局指数^[47-48]。利用各个景观格局指数进一步确定6个主要城市景观格局变化的细节。

表2 Fragstats 4.2 软件中计算景观指数的详细信息
Tab. 2 Detailed information on the landscape indices implemented in Fragstats 4.2

指数	表达式	描述
NP	$NP = \sum n_i$ 式中 n_i 为 i 类型斑块数量	各类型的斑块总数量, 本文为建设用地这一类型斑块数量
PD	$PD = \frac{n_i}{A} (1000) (100)$ 式中 A 为景观总面积, m^2	表示每个单位面积的斑块数量, 便于在不同大小景观之间进行比较
LPI	$LPI = \frac{\max(a_{ij})}{A} (100)$ 式中 a_{ij} 为斑块 ij 的面积, m^2	表示最大斑块对所有景观的影响程度, 表示建设用地在城市中的主导地位
PLAND	$PLAND = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} (100)$	计算某一斑块类型占整个景观面积的相对比例
LSI	$LSI = \frac{0.25 \sum_{k=1}^m e_{ik}^*}{\sqrt{A}}$ or $= \frac{0.25E^*}{\sqrt{A}}$ 式中 e_{ik}^* 或 E^* 为边缘总长度, m	对调整景观大小的总边缘或边缘密度提供一个标准度量

2.3 年增长和年增长率

建设用地的年增长和年增长率分别代表一定时期内每年城市增长的数量和比率^[49]。年增长用来比较相同影像不同时期的城市扩张速率, 而年增长率用来比较相同时期不同影像的效率, 即

$$AI = \frac{A_{\text{end}} - A_{\text{start}}}{d}, \quad (1)$$

$$AGR = 100\% \times \left(\sqrt[d]{\frac{A_{\text{end}}}{A_{\text{start}}}} - 1 \right), \quad (2)$$

式中: AI 为年增长; AGR 为年增长率; A_{start} 和 A_{end} 分别为城市建设用地开始和结束的面积; d 为研究的时间序列。

使用 GIS 空间分析可获得建设用地的面积,用 100 表示 1990 年的建设用地面积,其余各年份面积扩张率用式(3)计算^[50],即

$$Ni = \frac{A_i}{A_{1990}} \times 100, \quad (3)$$

式中:*i* 表示第 *i* 年,分别取 2000 年、2010 年和 2018 年; A_{1990} 表示 1990 年建设用地的面积; A_i 表示第 *i* 年建设用地的面积。

3 结果与分析

3.1 精度评价

分类结果的评价指标采用 OA 和 Kappa 系数。

表 3 研究区主要城市分类精度评价

Tab. 3 Classification accuracy of main cities in the study area

城市	1990 年		2000 年		2010 年		2018 年	
	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa
清津	92.23	0.88	91.07	0.87	92.15	0.89	92.65	0.88
咸兴	90.20	0.88	92.80	0.89	92.58	0.91	92.88	0.90
江界	90.76	0.89	92.36	0.89	92.20	0.90	91.76	0.90
平壤	91.61	0.90	91.42	0.89	93.08	0.91	93.00	0.91
沙里院	93.46	0.88	91.48	0.88	91.08	0.87	92.99	0.91
元山	93.36	0.90	90.46	0.87	90.39	0.88	93.30	0.90
平均值	91.94	0.89	91.60	0.88	91.91	0.89	92.76	0.90

3.2 城市扩张的时空动态

1990—2018 年间朝鲜 6 个主要城市建设用地的年增长和年增长率如表 4 所示。

表 4 1990—2018 年建设用地的年增长和年增长率

Tab. 4 Annual increase and annual growth rate of construction land from 1990 to 2018

指标	城市	1990—	2000—	2010—	1990—	平均值
		2000 年	2010 年	2018 年	2018 年	
AI/km ²	清津	0.02	0.63	0.04	0.17	0.22
	咸兴	0.23	0.01	0.58	0.20	0.26
	江界	0.07	0.09	0.05	0.51	0.18
	平壤	0.01	0.86	1.15	0.03	0.51
	沙里院	0.02	0.07	0.04	0.06	0.05
	元山	0.08	0.04	0.10	0.06	0.07
AGR/%	清津	0.13	3.18	0.17	0.86	1.09
	咸兴	1.30	0.04	2.74	1.02	1.28
	江界	1.24	2.89	0.33	1.85	1.58
	平壤	3.18	2.97	1.27	1.00	2.11
	沙里院	0.03	1.89	2.08	1.08	1.27
	元山	0.82	2.31	1.20	0.82	1.29

从表 4 中可以看出,2010—2018 年平壤的建设用地年增长达到 1.15 km²,是 1990—2018 年所有城市中增长最高的。咸兴、元山的年增长最大值也在 2010—2018 年,然而清津、江界、沙里院的增长最大值则在 2000—2010 年之间。清津、咸兴、江界、平

壤、沙里院和元山的平均年增长率分别为 1.09%, 1.28%, 1.58%, 2.11%, 1.27% 和 1.29%。平壤的年增长率在 1990—2000 年之间是最高的,2000—2010 年之间年增长率最高的是清津,年增长率达到 3.18%,最近时期内咸兴的年增长率最大,其值达到 2.74%。

评价影像分类结果时,随机选取 1/3 的验证点,执行评价的方式是通过逐点确定验证点参考类别。朝鲜 6 个主要城市在 2000—2018 年间所用的参考数据主要是 Google Earth 高分辨率影像,由于无法获取 1999 年之前的 Google Earth 影像,1990 年的分类结果通过目视解译 Landsat TM 数据的方式验证。评价结果如表 3 所示。提取 1990—2018 年间朝鲜 6 个主要城市建设用地,总共得到 24 个分类结果,其中 OA 值达到 90% 以上,Kappa 系数达到 0.87 以上。24 个结果中,OA 值为 90.20% ~ 93.46%,Kappa 系数为 0.87 ~ 0.91。各年份的平均 OA 值和 Kappa 系数分别高于 91.60% 和 0.88。验证结果说明,使用 SVM 方法,可以实现大尺度、长时间序列的城市建设用地提取。

朝鲜 6 个主要城市的面积扩张率如图 2 所示。从图 2 中可以看出,2 个内陆城市江界和沙里院,2000—2010 年建设用地面积扩张率高于 2018 年;而江界 2000 年的扩张率最快,几乎达到 1.4 倍;沙里院在 2010 年以 1.3 倍的速率扩张;2010 年清津的扩张速率也几乎达到 1.4 倍。对于其他 2 个港口城市咸兴与元山,元山 2000 年和 2018 年的扩张速率几乎达到 1.2 倍,2010 年的进程较缓;咸兴的扩张速率在 2018 年达到 1.3 倍左右。平壤 2018 年的面积扩张率是先前的 1.2 倍,2010 年的建设用地面积扩张率与 2018 年接近。3 个内陆城市平壤、江界和沙里院,建设用地的面积较之于 1990 年面积处于上升趋势,而清津、咸兴和元山 3 个港口城市,虽然建设用地面积扩张率整体呈上升趋势,但是清津和咸兴的增长出现波动趋势,元山较之于清津和咸兴,波动幅度较小。

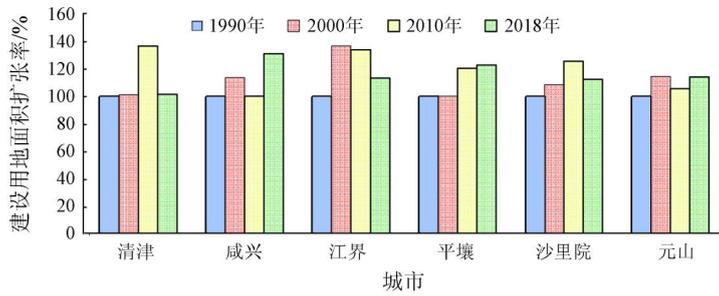


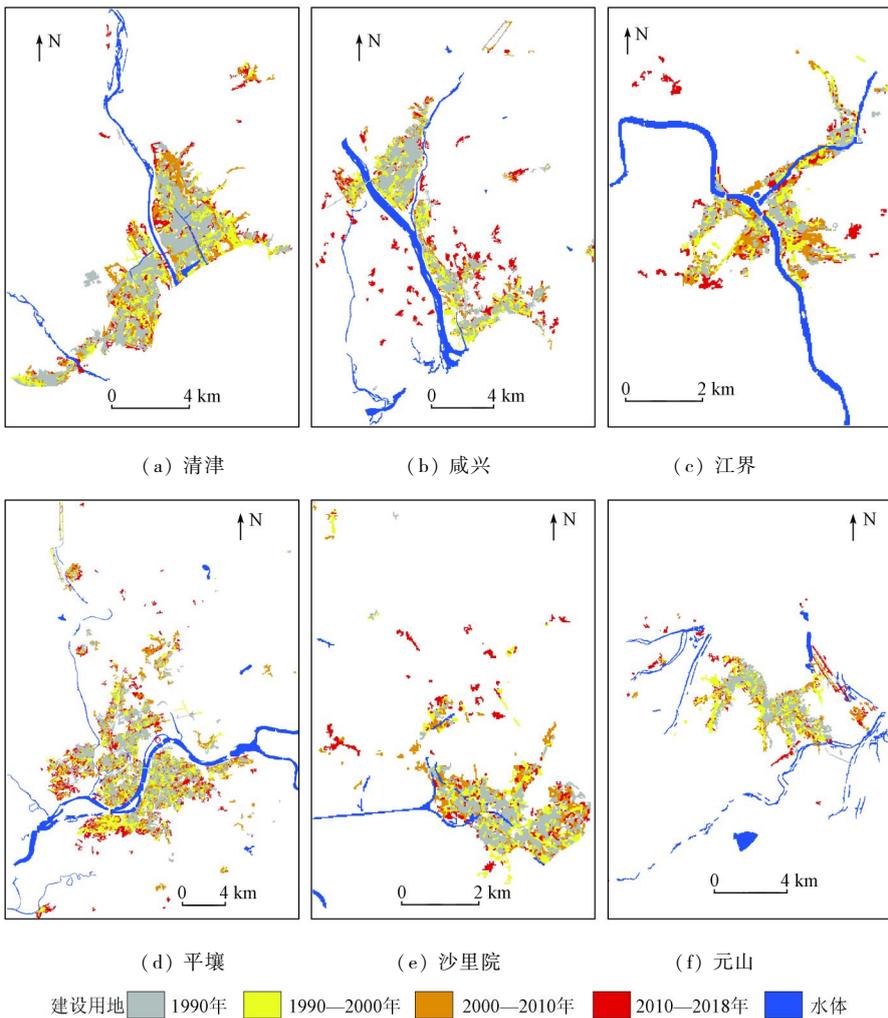
图2 研究区主要城市面积扩张率

Fig. 2 Relative spatial growth rate of the main cities in the study area

3.3 建设用地空间分布与景观格局变化

1990—2018年间朝鲜6个主要城市建设用地

表现出不同程度的变化(图3)。1990—2018年间,平壤、咸兴、元山和江界有较为明显的扩张。



(a) 清津

(b) 咸兴

(c) 江界

(d) 平壤

(e) 沙里院

(f) 元山

建设用地 1990年 1990—2000年 2000—2010年 2010—2018年 水体

图3 1990—2018年研究区主要城市扩张空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of urban expansion in main cities in the study area from 1990 to 2018

1990年6个城市的主城区沿着河流分布,其中清津、咸兴和元山作为港口城市其主城区也在海边分布,后期沿着主城区向内陆扩张。所有主城区都在地势平坦的区域,在山地中很少有城市存在,说明地形对城市的发展有一定的影响。自2000年起,平壤沿着大同江向南侧填充式扩张,江界除沿着东北方向的支流有一段飞跃式扩张之外,主要沿着河流

像南侧填充式扩张。元山在扩张过程中主要集中于沿海区域,这几 a 来机场跑道的变化趋势最为明显。咸兴作为仅次于平壤的第二大城市,2010年前在清川江东侧填充式扩张,此后,清川江西侧的建设用地大幅增加。对于内陆城市沙里院而言,自2000年起,沿着主城区向东北方向填充式扩张。总体上,朝鲜6个主要城市的主城区基本沿河流或大海分布,

呈现出由沿海向内陆延伸,中心向边缘填充扩张的趋势。

1990—2018 年之间的建设用地景观变化趋势如图 4 所示。6 个主要城市的 PLAND 在 4 个时期内全都呈现出增长趋势,在 2000 年之后增长尤为明显。LPI 描述了最大斑块对整个景观的影响。如果该城市的建设用地占据主导地位,则建设用地的 LPI 大于其他各类地物的 LPI。1990—2018 年清津、平壤、江界和咸兴的 LPI 较之于 1990 年都呈现上升

趋势,说明建设用地的斑块面积在增加,建设用地的主导地位呈现上升的趋势,而沙里院和元山建设用地的主导地位则出现变动。通过 LSI, NP 和 PD 这些景观指数反映主要城市斑块和复杂性的不同,咸兴和平壤的 LSI, NP 和 PD 在 2000 年之前呈现下降趋势,之后开始上升。沙里院和清津的这 3 个指数一直呈现上升趋势,江界的 LSI, NP 和 PD 在 2000 年达到一个峰值,而咸兴则在 2000 年进入一个低谷期。

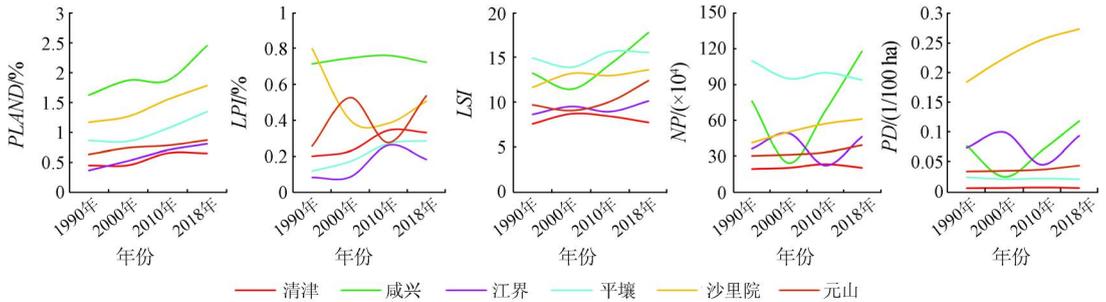


图 4 1990—2018 年清津、咸兴、江界、平壤、沙里院和元山的建设用地景观格局指数

Fig. 4 Landscape metrics of construction land in Chongjin, Humhang, Kanggye, Pyongyang, Sariwon and Wosan from 1990 to 2018

4 结 论

本文基于长时间序列的 Landsat 数据提取 1990—2018 年间朝鲜 6 个主要城市的建设用地,利用 eCognition 9.0 软件进行多尺度分割,选取训练样本,基于 LIBSVM 开源软件包,运用 Matlab 语言开发了“面向对象的遥感影像分类系统”,并使用 Fragstats 4.2 软件所带的八邻规则计算 5 种景观格局指数,结合年增长与年增长率对城市扩张进行分析,并且对结果精度进行评价,平均总体精度与 Kappa 系数分别达到 90% 和 0.87 以上,说明面向对象的 SVM 方法可以进行大尺度、长时间序列的建设用地提取。

通过对各城市空间分布的分析,发现 6 个城市的主城区都沿河(海)分布,且皆处于地势平坦区域,扩张时由主城区沿河流向外填充式扩张,只有咸兴和元山 2018 年部分飞跃式扩张,咸兴主要集中在清川江西侧,而元山主要集中于该城市飞机场周围。利用年增长和年增长率对 6 个主要城市进行分析,发现 1990—2018 年平壤的年增长是 6 个城市中最大的,达到 1.15 km²,而元山的年增长率是波动幅度最小的。分析景观格局指数,得出除元山和沙里院之外,其他 4 个城市建设用地主导地位都呈现上升趋势。本文为朝鲜的生态环境保护和新型城镇规划提供参考,同时为相关研究提供科学依据。

同时,本文存在 2 方面问题:①朝鲜半岛的特殊性导致一些特殊城市(如开城、新义州等)的边界确定困难,以至于未对其分析研究;②由于无法获得 1999 年前的 Google Earth 高分辨率影像,利用 Landsat TM 影像目视解译进行验证,精度受目视判断的影响。在下一步的研究中使用更高分辨率的影像(如 WorldView-2 和 SAR 等)结合多种方法对整个朝鲜进行分析,为东北亚地区生态、资源、经济的协调发展提供有力帮助。

参考文献 (References):

- [1] Wehrhain G S. The rural - urban fringe [J]. Economic Geography, 1942, 18(3): 217 - 228.
- [2] Adams J S. Residential structure of mid - western cities [J]. Annals of the Association of American Geographers, 1970, 60(1): 37 - 62.
- [3] Puertas O L, Henriquez C, Meza F J. Assessing spatial dynamics of urban growth using an integrated land use model. Application in Santiago Metropolitan Area, 2010—2045 [J]. Land Use Policy, 2014, 38: 415 - 425.
- [4] Jiao L, Liu J, Xu G, et al. Proximity expansion index: An improved approach to characterize evolution process of urban expansion [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2018, 70: 102 - 112.
- [5] Alberti M, Waddell P. An integrated urban development and ecological simulation model [J]. Integrated Assessment, 2000, 1(3): 215 - 227.
- [6] Chen L, Yang X, Chen L, et al. Impact assessment of land use planning driving forces on environment [J]. Environmental Impact Assessment Review, 2015, 55: 126 - 135.

- [7] 岳文泽,徐建华,武佳卫,等.基于线性光谱分析的城市旧城改造空间格局遥感研究:以1997—2000年上海中心城区为例[J].科学通报,2006,51(8):966—974.
Yue W Z, Xue J H, Wu J W, et al. Remote sensing study on spatial pattern of urban old city transformation based on linear spectral analysis: A case study of Shanghai's central city in 1997—2000 [J]. Science Bulletin, 2006, 51(8): 966—974.
- [8] 周存林,徐涵秋.福州城区不透水面的光谱混合分析与识别制图[J].中国图象图形学报,2007,12(5):875—881.
Zhou C L, Xu H Q. Spectral mixture analysis and recognition mapping of impervious surface in Fuzhou City [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(5): 875—881
- [9] 谢苗苗,王仰麟,李贵才.基于亚像元分解的不透水表面与植被覆盖空间分异测度——以深圳市为例[J].资源科学,2009,31(2):83—90.
Xie M M, Wang Y L, Li G C. Spatial differentiation measurement of impervious surface and vegetation cover based on sub-pixel decomposition: A case study of Shenzhen City [J]. Resources Science, 2009, 31(2): 83—90.
- [10] 徐涵秋.城市不透水面与相关城市生态要素关系的定量分析[J].生态学报,2009,29(5):2456—2462.
Xu H Q. Quantitative analysis of the relationship between urban impervious surface and related urban ecological factors [J]. Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(5): 2456—2462.
- [11] 曹丽琴,李平湘,张良培,等. Fuzzy ARTMAP 算法在城市不透水面估算中的应用研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(10): 1236—1239.
Cao L Q, Li P X, Zhang L P, et al. Estimating impervious surfaces using the Fuzzy ARTMAP [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(10): 1236—1239.
- [12] Xu H Q. Rule-based impervious surface mapping using high spatial resolution imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(1): 27—44.
- [13] Singh P P, Garg R D. A two-stage framework for road extraction from high-resolution satellite images by using prominent features of impervious surfaces [J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(24): 8074—8107.
- [14] 高志宏,张路,李新延,等.城市土地利用变化的不透水面覆盖度检测方法[J].遥感学报,2010,14(3):593—606.
Gao Z H, Zhang L, Li X Y. Detection method of impervious surface coverage of urban land use change [J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(3): 593—606.
- [15] 张路,高志宏,廖明生,等.利用多源遥感数据进行城市不透水面覆盖度估算[J].武汉大学学报(信息科学版),2010,35(10):1212—1216.
Zhang L, Gao Z H, Liao M S, et al. Estimation of urban impervious surface coverage using multi-source remote sensing data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(10): 1212—1216.
- [16] Pijanowski B C, Brown D G, Shellito B A, et al. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: A land transformation model [J]. Computers Environment and Urban Systems, 2002, 26(6): 553—575.
- [17] Tayyebi A, Pijanowski B C, Tayyebi A H. An urban growth boundary model using neural networks, GIS and radial parameterization: An application to Tehran, Iran [J]. Landscape and Urban Planning, 2011, 100(1—2): 35—44.
- [18] Tian G, Ma B, Xu X, et al. Simulation of urban expansion and encroachment using cellular automata and multi-agent system model: A case study of Tianjin metropolitan region, China [J]. Ecological Indicators, 2016, 70: 439—450.
- [19] Mohammady S, Delavar M R. Urban sprawl assessment and modeling using landsat images and GIS [J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2016, 2(3): 155.
- [20] Batty M, Xie Y, Sun Z. Modeling urban dynamics through GIS-based cellular automata [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 1999, 23(3): 205—233.
- [21] Vaz E D N, Nijkamp P, Painho M, et al. A multi-scenario forecast of urban change: A study on urban growth in the Algarve [J]. Landscape and Urban Planning, 2012, 104(2): 201—211.
- [22] Feng Y, Liu Y, Batty M. Modeling urban growth with GIS based cellular automata and least squares SVM rules: A case study in Qingpu—Songjiang area of Shanghai, China [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2016, 30(5): 1387—1400.
- [23] Shirzadi Babakan A, Taleai M. Impacts of transport development on residence choice of renter households: An agent-based evaluation [J]. Habitat International, 2015, 49: 275—285.
- [24] Hosseinali F, Alesheikh A A, Nourian F. Agent-based modeling of urban land-use development, case study: Simulating future scenarios of Qazvin City [J]. Cities, 2013, 31: 105—113.
- [25] Murray—Rust D, Rieser V, Robinson D T, et al. Agent-based modelling of land use dynamics and residential quality of life for future scenarios [J]. Environmental Modelling and Software, 2013, 6(46): 75—89.
- [26] 王浩,卢善龙,吴炳方,等.不透水面遥感提取及应用研究进展[J].地球科学进展,2013,28(3):327—336.
Wang H, Lu S L, Wu B F, et al. Research progress in remote sensing extraction and application of impervious surface [J]. Advances in Earth Science, 2013, 28(3): 327—336.
- [27] Musa S I, Hashim M, Reba M N M. A review of geospatial-based urban growth models and modelling initiatives [J]. Geocarto International, 2017, 32(8): 813—833.
- [28] Karimi F, Sultana S, Babakan A S, et al. An enhanced support vector machine model for urban expansion prediction [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 75: 61—75.
- [29] Munoz—Mari J, Bocolo F, Gmez—Chova L, et al. Semisupervised one-class support vector machines for classification of remote sensing data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(8): 3188—3197.
- [30] 崔林林,罗毅,包安明. NWFE 结合纹理特征的 SVM 土地覆被分类方法研究[J]. 国土资源遥感, 2012, 24(1): 36—42. doi: 10.6046/gtzyyg.2012.01.07.
Cui L L, Luo Y, Bao A M. Study on SVM land cover classification method based on NWFE texture features [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2012, 24(1): 36—42. doi: 10.6046/gtzyyg.2012.01.07.
- [31] 邓曾,李丹,柯樱海,等.基于改进SVM算法的高分辨率遥感影像分类[J].国土资源遥感,2016,28(3):12—18. doi:10.6046/gtzyyg.2016.03.03.

- Deng Z, Li D, Ke Y H, et al. An improved SVM algorithm for high spatial resolution remote sensing image classification [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, 28(3): 12 – 18. doi: 10.6046/gtzyg.2016.03.03.
- [32] 董禹麟, 于皓, 王宗明, 等. 1990—2015 年朝鲜土地覆被变化及驱动力分析[J]. *自然资源学报*, 2019, 34(2): 70 – 82.
- Dong Y L, Yu H, Wang Z M, et al. Analysis of land cover change and driving forces in North Korea from 1990 to 2015 [J]. *Journal of Natural Resources*, 2019, 34(2): 70 – 82.
- [33] 关兴良, 方创琳, 周敏, 等. 武汉城市群镇用地空间扩展时空特征分析[J]. *自然资源学报*, 2012, 27(9): 1447 – 1459.
- Guan X L, Fang C L, Zhou M, et al. Analysis of spatial and temporal characteristics of urban land use in Wuhan Urban Agglomeration [J]. *Journal of Natural Resources*, 2012, 27(9): 1447 – 1459.
- [34] Ridd K M. Exploring a V – I – S (vegetation – impervious surface – soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: Comparative anatomy for cities [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 6(12): 2165 – 2185.
- [35] Vapnik V. Pattern recognition using generalized portrait method [J]. *Automation and Remote Control*, 1963, 24: 774 – 780.
- [36] Boser B E, Guyon I M, Vapnik V N. A training algorithm for optimal margin classifiers [C]//*Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*. ACM, 1992: 144 – 152.
- [37] Foody G M, Mathur A. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(6): 1335 – 1343.
- [38] 李楠, 朱秀芳, 潘耀忠, 等. 人工蜂群算法优化的 SVM 遥感影像分类[J]. *遥感学报*, 2018, 22(4): 29 – 39.
- Li N, Zhu X F, Pan Y Z, et al. SVM remote sensing image classification optimized by artificial bee colony algorithm [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(4): 29 – 39.
- [39] Chapelle O, Vapnik V, Bousquet O, et al. Choosing multiple parameters for support vector machines [J]. *Machine Learning*, 2002, 46(1–3): 131 – 159.
- [40] Seto K C, Woodcock C E, Song C, et al. Monitoring land – use change in the Pearl River Delta using Landsat TM [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(10): 1985 – 2004.
- [41] 何春阳, 陈晋, 陈云浩, 等. 土地利用/覆盖变化混合动态监测方法研究[J]. *自然资源学报*, 2001, 16(3): 255 – 262.
- He C Y, Chen J, Chen Y H, et al. Study on the hybrid dynamic monitoring method of land use/cover change [J]. *Journal of Natural Resources*, 2001, 16(3): 255 – 262.
- [42] 张亦汉, 黎夏, 刘小平, 等. 耦合遥感观测和元胞自动机的城市扩张模拟[J]. *遥感学报*, 2013, 17(4): 872 – 886.
- Zhang Y H, Li X, Liu X P, et al. Simulation of urban expansion by coupling remote sensing observation and cellular automata [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2013, 17(4): 872 – 886.
- [43] Li X, Yeh A G O. Principal component analysis of stacked multi – temporal images for the monitoring of rapid urban expansion in the Pearl River Delta [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(8): 1501 – 1518.
- [44] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2011, 2(3): 27.
- [45] 张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. *遥感学报*, 2006, 10(1): 49 – 57.
- Zhang J S, He C Y, Pan Y Z, et al. SVM based classification of high spatial resolution remote sensing data with multi – source information integration [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(1): 49 – 57.
- [46] Pan T, Deng S L, Chi Z, et al. Urban land – cover dynamics in arid China based on high – resolution urban land mapping products [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 730.
- [47] Mcgaridal K, Marks B J. FRAGSTATS: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure [J]. *General Technical Report PNW*, 1995, 351.
- [48] Fei W, Zhao S. Urban land expansion in China's six megacities from 1978 to 2015 [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 664: 60 – 71.
- [49] Zhao S, Zhou D, Zhu C, et al. Rates and patterns of urban expansion in China's 32 major cities over the past three decades [J]. *Landscape Ecology*, 2015, 30(8): 1541 – 1559.
- [50] 禹丝思, 孙中昶, 郭华东, 等. 海上丝绸之路超大城市空间扩展遥感监测与分析[J]. *遥感学报*, 2017, 21(2): 169 – 181.
- Yu S S, Sun Z C, Guo D H, et al. Remote sensing monitoring and analysis of spatial expansion of mega cities along the maritime Silk Road [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(2): 169 – 181.

Using SVM classify Landsat image to analyze the spatial and temporal characteristics of main urban expansion analysis in Democratic People's Republic of Korea

WANG Xiaolong^{1,2,3}, YAN Haowen^{1,2,3}, ZHOU Liang^{1,2,3}, ZHANG Liming^{1,2,3}, DANG Xuewei^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. National – Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The study of the change of main urban construction land that is almost blank in the wide area space –

time scale can make up for the blank in the wide area space – time scale in the study area. The construction land of six major cities was extracted by using SVM classification method based on the Landsat TM /ETM + /OLI data of long time series from 1990 to 2018 in the study area. The quantitative analysis was made on the landscape metric as well as annual increase and annual growth rate urban development mode . The results show that the SVM method can effectively extract the construction land , with the average of overall accuracy higher than 90% and Kappa more than 0.87. The area expansion of each urban area had reached 1.2 ~ 1.4 times and was growing continuously from 1990 to 2018. The annual growth that the largest among the six cities of Pyongyang has reached 1.15 km² , while the growth rate of Wosan has a small fluctuation range . And the growth rate that the largest among the six cities of Humhang has reached 2.74% in the recent period. The expansion of six cities in the study area is concentrated in the flat terrain , and the main urban area is distributed along the river or the coast , with the expansion mode of filling type and filling type. In general, its urbanization process is on the rise. This study lays the foundation for the ecological environment protection and the urban expansion and provides reference for the relevant scientific research in the study area.

Keywords: SVM; urbanization; construction land; landscape metrics; Democratic People's Republic of Korea

(责任编辑: 陈 理)