



文献 CSTR:

32001.14.11-6035.noda.2021.0014.zh

文献 DOI:

10.11922/11-6035.noda.2021.0014.zh

数据 DOI:

10.11922/sciencedb.j00001.00277

文献分类: 地球科学

收稿日期: 2021-08-12

开放同评: 2021-08-25

录用日期: 2021-11-02

发表日期: 2022-06-09

2000–2020 年京津冀城镇建设用地及 SDG11.3.1 指标数据集

束磊^{1,2,3}, 周美玲^{2,3}, 鹿琳琳^{2,3*}, 陈方^{2,3},

马永欢⁴, 张双成⁵, 刘昭华¹

1. 江西理工大学土木与测绘工程学院, 江西赣州 341000
2. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094
3. 中国科学院空天信息创新研究院, 数字地球重点实验室, 北京 100094
4. 中华人民共和国自然资源部信息中心, 北京 100812
5. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西西安 710054

摘要: 京津冀城市群是我国最重要和发展最迅速的城市群之一。通过掌握城市用地和人口的动态变化及二者的关系, 合理配置城市土地资源, 调整优化城市布局 and 空间结构, 对区域可持续发展具有重要意义。本文基于长时序 Landsat 影像, 利用 Google Earth Engine 云平台提取了京津冀地区建设用地, 将提取结果与 GlobeLand30、GHS-Built、GAIA 和 GLC_FCS-2020 四种土地覆盖产品相融合, 生成了京津冀 2000–2020 年五期城乡建设用地数据集 (BTH_BU), 经验证整体精度优于 90%。基于该数据提取了城市功能边界, 计算了京津冀地区各城市的 SDG 11.3.1 指标: 土地消耗率 (Land Consumption Rate, LCR), 人口增长率 (Population Growth Rate, PGR) 及土地消耗率与人口增长率的比率 (Ratio of Land Consumption Rate to Population Growth Rate, LCRPGR)。结果表明京津冀地区整体上土地消耗率大于人口增长率, 且中小城市土地资源利用效率持续降低。本数据可作为京津冀地区城市空间扩张分析的基础数据, 应用于该区域可持续发展目标相关指标的监测和评估。

关键词: 京津冀; 建设用地; 土地利用效率; SDG11; 城市可持续发展

数据库 (集) 基本信息简介

数据库 (集) 名称	2000–2020年京津冀城镇建设用地及SDG11.3.1指标数据集
数据作者	束磊、周美玲、鹿琳琳、陈方、马永欢、张双成、刘昭华
数据通信作者	鹿琳琳 (lull@radi.ac.cn)
数据时间范围	2000–2020年
地理区域	地理范围为40°03′–42°40′N, 113°27′–119°50′E, 其中包括北京、天津两个直辖市和河北省11个地级市 (保定、廊坊、唐山、石家庄、邯郸、秦皇岛、张家口、承德、沧州、邢台、衡水)
空间分辨率	30 m
数据量	540 MB

* 论文通信作者

鹿琳琳: lull@radi.ac.cn

数据格式	*.tif, *.xlsx
数据服务系统网址	http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb.j00001.00277
基金项目	中国科学院战略性先导科技专项项目（XDA19090130）；国家自然科学基金项目（42071321）。
数据库（集）组成	本数据集共包括2个数据文件，其中：(1) BTH2000-2020_Built文件夹 是tif格式的建设用地数据，数据量540 MB；(2) BTH_2000-2020_SDG11.3.1.xlsx 是SDG11.3.1指标统计数据，数据量14 KB。

引言

自 21 世纪以来，全球城市化进程不断加快。据联合国统计，目前全世界有四十多亿人口生活在城市地区，这一数字还在继续上升^[1]。城市化过程中建设用地规模持续扩张，而城市地区的实际土地消耗与人口增长相比往往不成比例，出现建设用地低密度、粗放、无序蔓延的现象^[2]。这种增长方式导致农业森林景观破碎化、能源消耗和碳排放增加等诸多负面影响，违背了可持续原则。因此，从生态和社会经济角度看，高效集约的利用土地资源对城市的可持续发展至关重要。

联合国在“2030 年可持续发展议程”中提出了 17 项可持续发展目标（Sustainable Development Goals, SDGs）和 169 项具体目标。SDG11 为“建设包容、安全、有抵御灾害能力和可持续的城市和人类住区”，其中一项子指标 SDG11.3.1 为“土地消耗率与人口增长率之间的比率”（Ratio of Land Consumption Rate to Population Growth Rate, LCRPGR）。该指标可以用于监测城市扩张状况，并测度土地消耗与人口增长之间的关系^[3]。联合国可持续发展指标 SDG11.3.1 的提出为城市土地资源利用效率的监测和评估提供了新的途径。快速准确地获得城市建设用地和人口分布的时空变化数据是 SDG11.3.1 指标测算的先决条件。凭借其宏观、动态的优势，遥感数据在大范围目标动态监测上的应用越来越广泛。近年来对地观测与遥感数据计算云平台的发展为全球尺度的城市建设用地或不透水面制图提供了可能^[4-5]。这些数据产品的生产和共享也进一步提高了遥感数据应用的效率、精度和价值^[6-7]。

京津冀区域是我国北方最大的城市群（图 1），其城镇化协同健康发展对我国其他城市群的可持续发展具有重要示范意义。已有研究表明在京津冀协同发展战略促进下，该区域中心城市与周边城镇一体化水平越来越高，一定程度上改善了城市的无序扩张和不平衡的发展状况^[8]。为了及时准确的获取京津冀地区城市建设用地时空变化及土地城市化和人口城市化的关系，本文基于长时序 Landsat 影像和 Google Earth Engine 遥感云平台，综合利用影像光谱特征、指数特征和地形特征^[9]，采用随机森林方法得到研究区 2000 - 2020 年的建设用地分类数据，并与已有分类产品融合，生成 2000–2020 年京津冀高精度建设用地数据（BTH_BU）。基于京津冀建设用地数据和 WorldPop 人口数据，分析京津冀区域 SDG11.3.1 指标动态变化，为京津冀城市群高质量发展提供数据支持和政策参考。

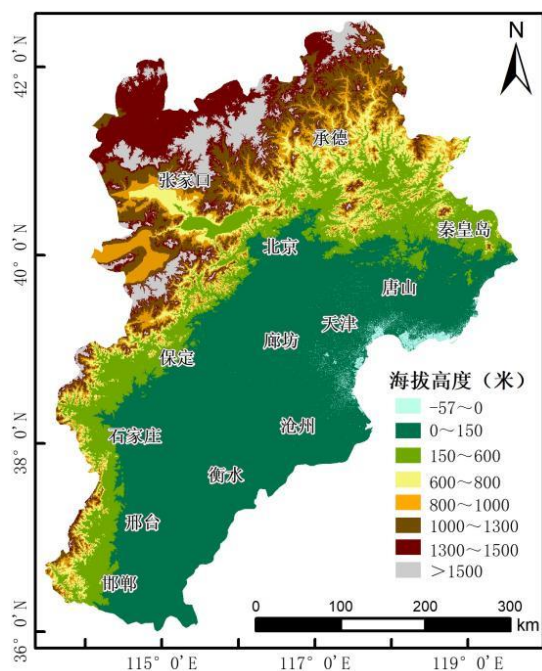


图1 研究区域

Figure 1 Study area

1 数据采集和处理方法

1.1 数据采集方法

本文所用数据集包括 Landsat 影像、遥感土地覆盖产品、人口数据、地形数据和行政边界。其中 Landsat 影像数据直接调用自 Google Earth Engine 云平台，该平台储存了近 40 年以来所有公开的全球遥感影像和各类遥感高级产品^[10]。本文使用了该平台提供的 2000、2005 和 2010 年 Landsat 5 TM 以及 2015 和 2020 年 Landsat 8 OLI 地表反射率数据，用于研究区建设用地提取。

此外，本文使用了四种城市建设用地或土地覆盖产品，包括GlobeLand30、GAIA、GHS-Built和GLC_FCS-2020。这些数据集空间分辨率均为30米，便于和本研究基于Google Earth Engine平台和Landsat数据的分类结果相融合。同时它们覆盖全球陆表的大部分区域，且已面向公众公开发布，经验证具有较好的分类精度和可靠性。

GlobeLand30数据集^[11] (DOI: 10.1038/514434c) 是由国家基础地理信息中心研制的全球30m分辨率地表覆盖遥感制图产品，现发布于<http://www.globallandcover.com/>网站，该数据覆盖南北纬80°的陆地范围，以Landsat TM/ETM+及中国环境减灾卫星 (HJ-1) 为主要数据源，采用基于像元(Pixel)-对象(Object)-知识(Knowledge)的综合方法分类，包括2000、2010和2020年的人造地表、裸地等10种地表覆盖类型^[12]。GAIA数据 (DOI:10.1016/j.rse.2019.111510) 是清华大学2019年发布的全球高空间分辨率 (30 m) 人造地表逐年动态数据产品 (1985–2018) (<http://data.ess.tsinghua.edu.cn>)。GAIA数据是基于Google Earth Engine云计算平台、以近150万景长时序的Landsat光学影像、夜间灯光及Sentinel-1雷达数据等辅助数据为数据源所生产的不透水地表数据^[13]。全球人类居住图层 (GHSL) 是由欧盟联合研究中心 (JRC) 开发的包含全球范围内的人类居住区空间信息数据 (<https://ghslsys.jrc.ec.europa.eu>)。GHSL以过去40年Landsat影像作为主要数据源进行建设用地信息分类提取^[14]，其中G

HS-Built (DOI:10.2905/016D1A34-B184-42DC-B586-E10B915DD863) 是本文所使用的产品, 包括水体、非建设用地和建设用地三种土地覆盖类型。GLC_FCS30-2020数据 (DOI: 10.12237/casearth.6123651428a58f70c2a51e49) 是由中国科学院空天信息创新研究院发布的2020年全球30 m地表覆盖精细分类产品 (<http://data.casearth.cn>)^[15]。GLC_FCS30-2020数据集是以2019–2020年Landsat地表反射率数据和Sentinel-1 SAR数据为主要数据源。该数据集反映了2020年全球陆地区域 (除南极洲) 30 m空间分辨率下的地表覆盖分布状况。在使用前将目标年份的数据重分类为布尔型, 即建设用地和非建设用地两类, 用于和Google Earth Engine提取结果融合。

WorldPop数据 (DOI: 10.5258/SOTON/WP00660) 是一个开放共享的人口格网数据集^[16], 公开发布于<https://www.worldpop.org/>网站。本文使用了2000、2005、2010、2015和2020年的中国区域的WorldPop人口格网数据, 其空间分辨率为100 m, 投影为WGS84地理坐标系。该数据对不同国家的人口总数进行了调整, 使之与联合国秘书处经济和社会事务部人口司发布的官方人口统计数据相一致。研究采用的其他数据包括由美国国家航空航天局 (NASA) 和国家测绘局(NIMA)发布的30 m分辨率数字高程地形模型SRTM DEM数据 (<https://lpdaac.usgs.gov/>)^[17] (DOI: 10.5067/MEaSUREs/SRTM/SRTMGL1.003)。研究区市辖区界线、省界线和市界线等行政边界数据从国家基础地理信息中心网站下载。

1.2 数据处理方法和流程

本研究数据处理过程主要包括京津冀建设用地数据集生产、各城市功能边界提取和SDG11.3.1指标计算三部分 (图2)。

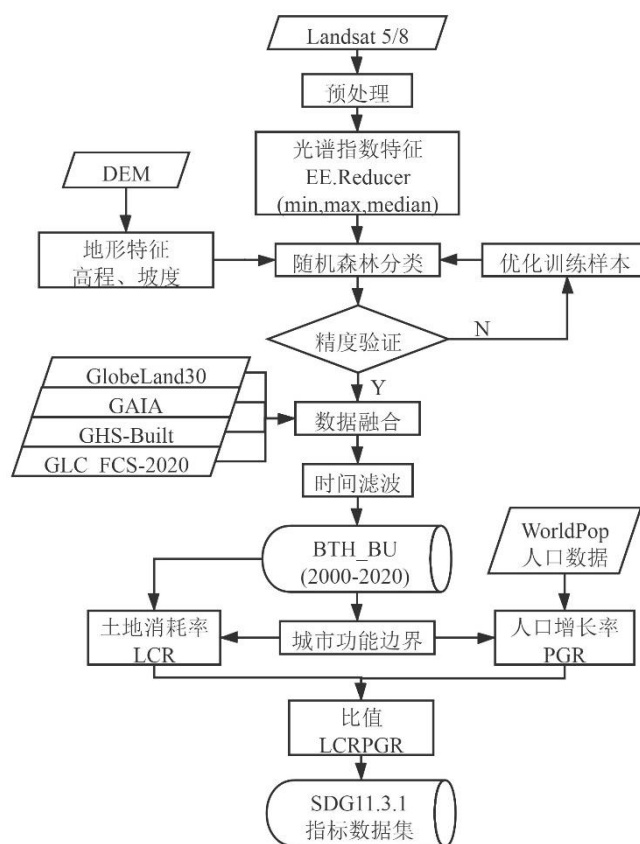


图2 基于 Landsat 影像的建设用地提取及 SDG11.3.1 指标计算流程

Figure 2 Workflow for built-up area extraction and calculation of SDG 11.3.1 indicators based on Landsat images

1.2.1 建设用地产品 (BTH_BU) 生产

首先基于长时序 Landsat 影像, 利用 Google Earth Engine 云平台对研究区建设用地和非建设用地区进行分类。为提高分类精度, 计算影像的归一化植被指数 (NDVI)、归一化建筑指数 (NDBI) 和归一化水体指数 (NDWI) 以及高程和坡度地形特征。基于 Google Earth Engine 平台内置的 EE.Reducer 函数, 计算各指数的最大值、最小值、平均值和中值, 作为分类的辅助特征^[8]。地形特征在 Google Earth Engine 平台调用 SRTM DEM 计算得到。通过目视解译选取样本, 其中 80% 作为训练样本, 20% 作为验证样本, 采用随机森林算法对图像进行分类。随机森林分类器中的分类树数量设置为 500, 其余参数设置为默认值。采用不同的样本迭代运行随机森林分类器, 将分类结果满足总体精度 (OA) > 0.85 和 Kappa 系数 > 0.8 的结果进行输出, 最后选择 OA 最高的分类结果作为最终分类结果^[18]。然后, 使用投票法将分类结果和四种现有分类产品进行融合, 进一步提高数据精度和可靠性。投票法是一种常用的多分类器组合方法^[19], 其工作原理是将得票最多的结果作为该像素的最终分类结果, 当多个类别票数相同时则随机选择其中一个作为最终结果。最后对融合后的分类结果采用时间滤波, 保证结果中建设用地呈增长趋势^[20], 再采用 3x3 的窗口众数滤波去除孤立像元, 最后得到 30 米分辨率的 2000–2020 年间隔 5 年一期的京津冀地区建设用地产品 (BTH_BU)。

1.2.2 SDG11.3.1 指标计算

SDG11.3.1 指标计算首先需要确定城市建成区范围。本研究采用联合国人居署发布的界定标准来确定城市功能边界^[21]。与常用的行政边界相比, 城市功能边界能更真实的反映区域的城市化发展状况。城市功能边界通过以下步骤确定: 首先根据获得的建设用地数据统计每个像元一平方公里的建设用地密度, 密度大于 50% 定义为城市像元、25%–50% 定义为郊区像元、小于 25% 定义为乡村像元; 然后将城市和郊区像元周围 100 米以内的区域定义为城市开放空间, 合并城市、郊区和城市开放空间像元, 得到大小不一的多边形; 最后, 将每一个多边形面积扩大 25% 形成缓冲区, 其中最大的缓冲区就是城市功能区, 其边界就是城市功能边界。基于该边界内的城市建设用地和人口数量的变化计算得到 SDG11.3.1 指标。

SDG 11.3.1 指标为土地消耗率 (Land Consumption Rate, LCR) 与人口增长率 (Population Growth Rate, PGR) 的比率。人口增长率是指城市地区在一段时间内的人口变化率。土地消耗率是指城市扩张对土地的占用率。土地消耗率与人口增长率的比值 (Ratio of Land Consumption Rate to Population Growth Rate, LCRPGR) 能很好地反映城市土地利用效率。SDG 11.3.1 指标采用下列公式计算:

$$\begin{cases} PGR = \frac{\ln(Pop_{t+n} / Pop_t)}{n} \\ LCR = \frac{\ln(Urb_{t+n} / Urb_t)}{n} \\ LCRPGR = \frac{LCR}{PGR} \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中 Pop_t 表示城市功能区第 t 年的人口数量, Pop_{t+n} 表示城市功能区第 $t+n$ 年的人口数量, Urb_t 表示城市功能区第 t 年的建设用地面积, Urb_{t+n} 表示城市功能区第 $t+n$ 年的建设用地面积。

2 数据样本描述

2000–2020 年京津冀城乡建设用地及 SDG11.3.1 指标数据集包括 5 期京津冀地区建设用地数据

集和对应的 SDG11.3.1 指标数据集。其中京津冀地区建设用地数据集储存格式为无单位整型 GeoTiff 格式，命名规则为 AREA_YMD_Built.tif，反映相应年份的京津冀地区建设用地空间分布（图 3），存放在 BTH_2000-2020_Built 文件夹中。SDG11.3.1 指标数据格式为 xlsx 统计表格，命名规则为 AREA_YMD_SDG11.3.1.xlsx，表格名称为 BTH_2000-2020_SDG11.3.1.xlsx，分别从京津冀地区整体和各个城市的层面描述了相应的土地消耗率（LCR）、人口增长率(PGR)和二者的比率(LCRPGR)。

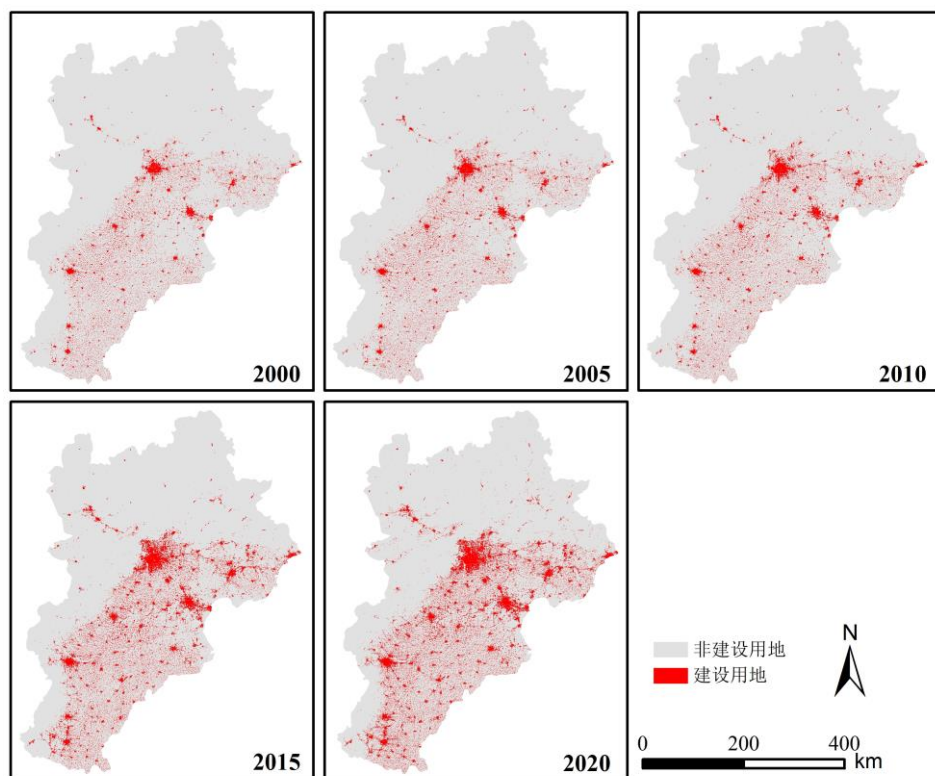


图 3 2000 – 2020 年京津冀地区建设用地数据集（BTH_BU）

Figure 3 The dataset of built-up area in the Beijing-Tianjin-Hebei region from 2000 to 2020 (BTH_BU)

3 数据质量控制和评估

为验证本数据产品的可靠性，本文采用混淆矩阵对本产品及四类建成区产品进行精度评价。在京津冀区域的 13 个城市分别随机选择 300 个样本点，其中建设用地和非建设用地各 150 个，作为精度验证数据。在谷歌地球提供的高分辨率历史影像辅助下，人工识别验证点的土地覆盖类型，以此建立精度评价数据库。之后计算混淆矩阵，得到建设用地产品的总体精度（Overall Accuracy, OA）、Kappa 系数、漏分误差（Omission Error, OE）和错分误差（Commission Error, CE）。各数据集精度评价结果如表 1 所示。经验证，本产品 2000、2005、2010、2015、2020 年整体精度分别为 0.91、0.91、0.94、0.93、0.94、0.93，可以满足城市 SDG11 指标计算和时空变化分析的要求。

表 1 京津冀建设用地数据集精度评价结果

Table 1 Accuracy assessment of Beijing-Tianjin-Hebei built-up area dataset

数据集	时间	OA	Kappa	OE	CE
GlobeLand30	2000	0.85	0.7	0.05	0.26

数据集	时间	OA	Kappa	OE	CE
	2010	0.86	0.72	0.04	0.25
	2020	0.85	0.7	0.05	0.26
GAIA	2000	0.82	0.64	0.07	0.31
	2010	0.84	0.67	0.05	0.29
	2018	0.86	0.72	0.05	0.24
GHSL-Built	2000	0.87	0.75	0.04	0.22
GLC_FCS-2020	2020	0.88	0.77	0.05	0.29
BTH_BU	2000	0.91	0.83	0.05	0.13
	2005	0.91	0.83	0.04	0.14
	2010	0.94	0.87	0.05	0.08
	2015	0.93	0.86	0.04	0.1
	2020	0.94	0.89	0.04	0.07

4 数据价值

随着遥感技术的发展和云计算平台的出现，基于遥感数据获取的大尺度建设用地分类产品层出不穷。但这些数据产品在不同发展水平、地理位置等地区的精度存在不确定性，同时存在数据时间跨度大、期数少等问题。本文基于 Landsat 影像和 Google Earth Engine 平台提取了建设用地，并与已有土地覆盖分类产品融合，以五年为时间间隔生产了京津冀地区 2000–2020 年五期建设用地数据集（BTH_BU），数据平均总体精度达到 93%。

本数据集较已有数据具有更高的分类精度和时间频次，可为京津冀地区城市空间扩张等方面的研究提供优质的基础数据。相较于统计数据，通过结合建设用地分布和人口格网数据，本数据能够更准确地反映城市化发展过程中土地和人口的变化及其之间的关系。此外，通过不同规模城市土地利用效率等 SDG11.3.1 指标的监测和对比分析，为该区域土地资源开发利用、产业转移和协调发展提供政策参考。

5 数据使用方法和建议

京津冀地区建设用地数据集为 30 米分辨率的 GeoTiff 栅格数据，投影为 WGS_1984_UTM_Zone_50N 坐标系，可在 ArcMap、ENVI、Google Earth Engine 等地理数据处理软件中读取分析。京津冀地区 SDG11.3.1 指标为表格统计数据，包括区域整体和各城市的土地消耗率、人口增长率及二者比率。研究者可根据需要灵活使用数据，开展有关京津冀地区城市扩张分析和可持续发展监测与评估等方面的研究工作。

数据作者分工职责

束磊（1996—），男，安徽省芜湖市人，硕士研究生，研究方向为城市扩张分析与模拟。主要承担工作：数据处理，论文撰写与修改。

周美玲（1997—），女，陕西省咸阳市人，硕士研究生，研究方向为遥感城市建设用地分类与扩张分析。主要承担工作：数据处理。

鹿琳琳（1984—），女，山东省济宁市人，博士，副研究员，研究方向为城市遥感。主要承担工作：数据处理方案设计，论文修改。

陈方（1981—），男，陕西省西安市人，博士，研究员，研究方向为灾害遥感与可持续发展。主要承担工作：数据处理方案设计。

马永欢（1978—），男，山东省菏泽市人，博士，研究员，研究方向为自然资源可持续发展。主要承担工作：城市群可持续发展分析。

张双成（1979—），男，山西省长治市人，博士，副教授，研究方向为大地测量与地球动力学、GNSS 与 InSAR 灾害监测。主要承担工作：数据质量控制。

刘昭华（1977—），男，山西省运城市人，硕士，副教授，研究方向为数字摄影测量与资源环境遥感。主要承担工作：城市发展与规划评价。

参考文献

- [1] United Nations, D.o.E.a.S.A. World Urbanization Prospects: The 2018 Revision (ST/ESA/ SE R.A/420). In Population Division[R]. United Nations: New York, United States, 2019.
- [2] LU L L, GUO H D, CORBANE C, et al. Urban sprawl in provincial capital cities in China: evidence from multi-temporal urban land products using Landsat data[J]. Science Bulletin, 2019, 64(14): 955–957. DOI:10.1016/j.scib.2019.04.036.
- [3] 王鹏龙, 高峰, 黄春林, 等. 面向 SDGs 的城市可持续发展评价指标体系进展研究[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(5): 784–792. DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2018.5.0784. [WANG P L, GAO F, HUANG C L, et al. Progression sustainable city assessment index system for SDGs[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(5): 784–792. DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2018.5.0784.]
- [4] LI Q T, LU L L, WENG Q H, et al. Monitoring urban dynamics in the southeast USA using time-series DMSP/OLS nightlight imagery[J]. Remote Sensing, 2016, 8(7): 578. DOI:10.3390/rs8070578.
- [5] 郭华东, 王力哲, 陈方, 等. 科学大数据与数字地球[J]. 科学通报, 2014, 59(12): 1047 – 1054. DOI:10.1360/972013-1054. [GUO H D, WANG L Z, CHEN F, et al. Scientific big data and digital Earth[J]. Chinese Science Bulletin, 2014, 59(12): 1047–1054. DOI:10.1360/972013-1054.]
- [6] 陈祖刚, 卢逸航, 李国庆. 我国对地观测数据资源发展状况分析研究[J]. 中国科技资源导刊, 2021, 53(3): 67–79. DOI:10.3772/j.issn.1674-1544.2021.03.009. [CHEN Z G, LU Y H, LI G Q. Analysis and research on the development status of China's earth observation data resources[J]. China Science & Technology Resources Review, 2021, 53(3): 67–79. DOI:10.3772/j.issn.1674-1544.2021.03.009.]
- [7] 冯素云, 张凯选, 鹿琳琳. “海上丝绸之路”超大城市环境变化遥感分析[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(5): 602–612. DOI:10.12082/dqxxkx.2018.180083. [FENG S Y, ZHANG K X, LU L L. Remote sensing analysis of environmental changes in mega cities along the maritime silk road[J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(5): 602–612. DOI:10.12082/dqxxkx.2018.180083.]
- [8] 连宏萍, 何琳, 章文光. 中国城市建设用地扩张的驱动因素及其异质性研究: 基于 35 个大中城市面板数据的实证分析[J]. 北京师范大学学报(社会科学版), 2021(3): 46–57. DOI:10.3969/j.issn.1002-

- 0209.2021.03.005. [LIAN H P, HE L, ZHANG W G. Driving factors and divergency of urban construction land expansion in China: an empirical analysis based on panel data of 35 large and medium-sized cities[J]. Journal of Beijing Normal University (Social Science), 2021(3): 46–57. DOI:10.3969/j.issn.1002-0209.2021.03.005.]
- [9] ZHOU M L, LU L L, GUO H D, et al. Urban sprawl and changes in land-use efficiency in the Beijing–Tianjin–Hebei region, China from 2000 to 2020: a spatiotemporal analysis using earth observation data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(15): 2850. DOI:10.3390/rs13152850.
- [10] 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. DOI:10.1016/j.rse.2017.06.031.
- [11] JUN C, BAN Y F, LI S N. China: Open access to Earth land-cover map[J]. Nature, 2014, 514(7523): 434. DOI:10.1038/514434c.
- [12] CHEN J, CHEN J, LIAO A P, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: a POK-based operational approach[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 103: 7–27. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2014.09.002.
- [13] GONG P, LI X C, WANG J, et al. Annual maps of global artificial impervious area (GAIA) between 1985 and 2018[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111510. DOI:10.1016/j.rse.2019.111510.
- [14] PESARESI M, HUADONG G, BLAES X, et al. A global human settlement layer from optical HR/VHR RS data: Concept and first results[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6:2102–2131. DOI:10.1109/JSTARS.2013.2271445.
- [15] ZHANG X, LIU L Y, CHEN X D, et al. GLC_FCS30: global land-cover product with fine classification system at 30 m using time-series Landsat imagery[J]. Earth System Science Data, 2021, 13(6): 2753–2776. DOI:10.5194/essd-13-2753-2021.
- [16] LLOYD C T, SORICHETTA A, TATEM A J. High resolution global gridded data for use in population studies[J]. Scientific Data, 2017, 4(1):1–17. DOI:10.1038/sdata.2017.1.
- [17] FARR T G, KOBRIK M. Shuttle radar topography mission produces a wealth of data[J]. Eos, Transactions American Geophysical Union, 2000, 81(48): 583. DOI:10.1029/eo081i048p00583.
- [18] 于新洋, 赵庚星, 常春艳, 等. 随机森林遥感信息提取研究进展及应用展望[J]. 遥感信息, 2019, 34(2): 8–14. DOI:10.3969/j.issn.1000-3177.2019.02.002. [YU X Y, ZHAO G X, CHANG C Y, et al. Random forest classifier in remote sensing information extraction: a review of applications and future development[J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(2): 8 – 14. DOI:10.3969/j.issn.1000-3177.2019.02.002.]
- [19] SMITS P C. Multiple classifier systems for supervised remote sensing image classification based on dynamic classifier selection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(4): 801–813. DOI:10.1109/tgrs.2002.1006354.
- [20] ZHANG L, WENG Q H. Annual dynamics of impervious surface in the Pearl River Delta, China, from 1988 to 2013, using time series Landsat imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 113: 86–96. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2016.01.003.
- [21] UN-Habitat. Metadata on SDGs Indicator 11.3.1[R]. UN-Habitat: Nairobi, Kenya, 2019.

论文引用格式

束磊, 周美玲, 鹿琳琳, 等. 2000–2020 年京津冀城镇建设用地区域及 SDG11.3.1 指标数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2022, 7(2). (2022-03-12). DOI: 10.11922/11-6035.noda.2021.0014.zh.

数据引用格式

束磊, 周美玲, 鹿琳琳, 等. 2000–2020 年京津冀城镇建设用地区域及 SDG11.3.1 指标数据集[DS/OL]. Science Data Bank, 2022. (2022-06-09). DOI: 10.11922/sciencedb.j00001.00277.

A dataset of urban built-up area and SDG 11.3.1 indicators for the Beijing-Tianjin-Hebei region, China from 2000 to 2020

SHU Lei^{1,2,3}, ZHOU Meiling^{2,3}, LU Linlin^{2,3*}, CHEN Fang^{2,3}, MA Yonghuan⁴,
ZHANG Shuangcheng⁵, LIU Zhaohua¹

1. School of Civil and Surveying & Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 314000, P.R. China

2. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, P.R. China

3. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, P.R. China

4. Information Center of Ministry of Nature Resources of the People's Republic of China, Beijing 100812, P.R. China

5. College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, P.R. China

*Email: lull@radi.ac.cn

Abstract: The Beijing-Tianjin-Hebei (BTH) region is one of the most important and rapidly growing urban agglomerations in China. By capturing the dynamic changes of urban land and population in the region and their relevancy, adjusting and optimizing the urban layout and spatial structure, and rational allocation of urban land resources are of great significance to the sustainable development of this region. Based on time series of Landsat images, this study uses the Google Earth Engine cloud platform to extract built-up land in the Beijing-Tianjin-Hebei region, and integrates the results with GlobeLand30, GHS-Built, GAIA and GLC_FCS-2020 land cover products to produce the built-up land dataset during the period of 2000-2020 in the region (BTH_BU). An overall accuracy higher than 90% was obtained. Based on this dataset, we extracted the urban functional boundaries, and calculate the SDG 11.3.1 indicators, land consumption rate (LCR), population growth rate (PGR) and the ratio of land consumption rate to population growth rate (LCRPGR) for each city. The results show that the overall land consumption rate is greater than the population growth rate in the BTH region, and the use efficiency of land resource in small and medium-sized cities continue to decrease. This dataset can be used as the basic data for urban expansion analysis in the BTH region, and applied to the monitoring and assessment of relevant indicators of the sustainable development goals in the region.

Keywords: Beijing-Tianjin-Hebei region; built-up area; land use efficiency; SDG11; urban sustainable development

Dataset Profile

Title	A dataset of urban built-up area and SDG 11.3.1 indicators for the Beijing-Tianjin-Hebei region, China from 2000 to 2020
Data corresponding author	LU Linlin (lull@radi.ac.cn)
Data authors	SHU Lei, ZHOU Meiling, LU Linlin, CHEN Fang, MA Yonghuan, ZHANG Shuangcheng, LIU Zhaohua
Time range	2000–2020
Geographical scope	Geographical scope: 40°03'N – 42°40'N, 113°27'E – 119°50'E; specific areas: Beijing, Tianjin and 11 prefecture-level cities of Hebei Province (Baoding, Langfang, Tangshan, Shijiazhuang, Handan, Qinhuangdao, Zhangjiakou, Chengde, Cangzhou, Xingtai, and Hengshui)
Spatial resolution	30 m
Data volume	540 MB
Data format	*.tif, *.xlsx
Data service system	< http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb.j00001.00277 >
Sources of funding	Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (No. XDA19090130); National Natural Science Foundation of China (No. 42071321).
Dataset composition	The data set is composed of 2 data files, including:(1) BTH_2000-2020_Built stores the built-up land data in “tif” format, and the data volume is 540 MB;(2) BTH_2000-2020_SDG11.3.1.xlsx is the statistics of SDG11.3.1 indicators, and the data volume is 14 KB.