

城市建成环境存量的空间计算:进展及展望

鲍毅, 黄舟, 郭庆华, 刘瑜

1. 北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871;
2. 空间信息集成与3S工程应用北京市重点实验室, 北京 100871

摘要: 城市建成环境是人类赖以生存的人造环境, 城市建成环境存量是指城市中建筑物和基础设施的材料质量。反演城市建成环境存量的空间分布, 是数字城市建设的新方向, 它能够帮助我们了解城市发展模式, 更加有效管理城市资源和废弃物等, 对发展城市循环经济、实现城市的可持续发展有着十分重要的意义。本文详细介绍了城市建成环境存量空间计算的3种方法(自上而下、自下而上和遥感计算方法)的理论基础和发展现状, 总结了目前的几种方法都存在着过度依赖统计数据、无法兼顾研究区域大尺度和高空间分辨率等问题。在地理大数据时代, 更多的数据源为存量的计算带来了新的研究方向。本文总结了新数据源的优势, 并展望了结合地理大数据和机器学习方法的存量计算方法, 为城市建成环境存量的空间计算提供了一种新的思路。

关键词: 城市建成环境存量, 城市矿产, 城市代谢, 可持续发展, 机器学习

引用格式: 鲍毅, 黄舟, 郭庆华, 刘瑜. 2022. 城市建成环境存量的空间计算: 进展及展望. 遥感学报, 26(10): 1909–1919

Bao Y, Huang Z, Guo Q H and Liu Y. 2022. Spatial calculation of urban built environment stock: progress and prospects. National Remote Sensing Bulletin, 26(10): 1909–1919 [DOI: 10.11834/jrs.20222083]

1 引言

城市建成环境 (Urban Built Environment), 是指为人类活动而提供的人造环境, 包含建筑, 道路网等基础设施, 而城市建成环境存量 (Urban Built Environment Stocks) 则代表构建城市建成环境的人造物质 (主要以建筑和基础设施为主) 的总质量 (Müller 等, 2014; Han 等, 2018; Mao 等, 2020)。Lanau 等 (2019) 在解释建成环境存量及其所处地位时, 做过一个十分形象的比喻 (图1), 如果把所有人造物质存量比做一棵树, 那么建成环境存量相当于这棵树的树干和树枝, 它是支撑整棵树运行的基础。组成树干的两大主要分支分别是建筑存量和基础设施存量, 然后根据最终用途 (end-use) 的不同而产生了其他的更为细化的分支, 每根树枝上的叶子代表的是人类生产出来的各种满足日常生活 (例如消费品, 机械和电子设备等) 的人造物存量 (Mobile Stock), 而由这些“枝干”支撑起的人类的基础活动 (例

如: 工作, 通勤, 居住, 运动等等) 在这里被表示成这棵树结成的果。这棵树在“枝干”的支持下通过吸收“水, 食物, 能源, 资源材料”茁壮成长, 但同时也会生产出“固体垃圾, 废水, 温室气体”等废物。



图1 城市建成环境存量示意图 (Lanau 等, 2019)

Fig. 1 Urban built environment stock diagram (Lanau et al., 2019)

随着人口的迅速增长和科学技术的发展, 人类社会进行了史无前例的资源开采和利用。在过

收稿日期: 2022-03-01; 预印本: 2022-05-23

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41830645)

第一作者简介: 鲍毅, 研究方向为城市数据挖掘和地理信息科学。E-mail: baoyi@pku.edu.cn

通信作者简介: 黄舟, 研究方向为地理大数据理论方法、时空大数据计算与挖掘。E-mail: huangzhou@pku.edu.cn

去100年间,人造物质的质量大约每20年翻一番,并于2020年首次超过生物物质总量,其中建筑物和基础设施的占比最大,全球的总质量已超过万吨(Elhacham等,2020)。城市促成了更有效率的生活和生产,但同时,快速城市化正在使得资源和城市环境面临巨大的挑战。根据联合国住房和城市发展机构的统计(UN Habitat,2019),城市地区的碳排放量占世界总排放量的约75%,资源使用量占60%—80%。

现代社会是依靠资源的开采使用来推动社会发展和满足人类的社会经济活动的,大量资源利用造成的温室气体排放和废物对环境造成了严重的负担(Schebek等,2017;Maung等,2017)。与此同时以建筑、基础设施和消费品等形式积累的存量构成了广泛的二次原料储备,这些储藏在城市基础设施中的可回收利用的资源被称为形象的称为“城市矿产”(Schiller等,2017)。早在1941年,Ostrolenk等(1941)就意识到“建筑垃圾,废弃的机械和汽车”在不久的将来会成为重要的原材料来源。然而目前为止“城市矿产”并没有得到十分有效的利用,特别是在一些发展中国家,在城市快速扩张的过程中资源的循环利用并没有得到很好的重视。在过去的一个世纪中全球开采的所有资源中,有一半以上被用于扩大和维持建成环境存量库,总的存量增加了23倍(Krausmann等,2017)。因此,如何科学的对城市的建成环境存量特别是高空间分辨率的存量进行计算和管理,对了解城市扩张和发展规律,实现资源的循环利用和城市的可持续发展目标,减小资源消耗和城市碳排放都有着十分重要的意义。

过去几十年间有许多研究工作从环境科学(Göswein等,2019)、社会科学(Hashimoto等,2007)到地理学(Brenner等,2012)等多个不同的领域都进行了建成环境存量的研究;涉及到了从全球尺度(Yu等,2018)、国家尺度(Müller等,2013)到区域尺度(Huang等,2019)等多个空间分辨率,以及建筑物(Mao等,2020)、道路(Nguyen等,2019)、地铁(Mao等,2021)、铁路(Wang等,2016)和城市管网(Pauliuk等,2014)等多种基础设施。不同领域和方向研究的侧重点也不尽相同,例如,一些研究计算了世界各地不同尺度建成环境中累计的材料的存量和组成结构,

以确定“城市矿产”的经济潜力(Schiller等,2017;Mesta等,2019;Kalcher等,2017;Cheng等,2018;Krook等,2011;Wen等,2015;Ergun和Gorgolewski,2015);还有一些研究通过对存量的时空动态分析(Fishman等,2016;Aksözen等,2017;Chen和Shi,2012)来探索存量历史的增长模式和社会经济驱动因素(Müller,2006);此外,还有一些学者则探索了建成环境存量与人口、GDP(Mao等,2020;Fishman等,2015)和人类发展指数(Lin等,2017)等一些社会经济指标的相关性。目前,建成环境存量已经成为城市矿产、城市代谢、城市经济学研究的重要研究基础。

本文旨在系统梳理目前建成环境存量空间计算的研究,对目前的研究方法进行详细的整理和总结。同时针对大数据时代下使用多源遥感影像和地理大数据,并结合机器学习的方法,并探索其在存量空间计算研究中的应用前景。

2 传统的存量空间计算方法

目前的物质存量空间计算方法通常可以被归纳为3种(Lanau等,2019):自上而下(Top-down Approach)、自下而上(Bottom-up Approach)和基于遥感的计算方法,不同的方法都有着不同的研究目标和应用场景。本章将从这3种方法入手,详细介绍每种方法的计算过程,并通过几种典型的应用示例,来阐述不同方法的优势和劣势。

2.1 自上而下方法

自上而下方法是一种在存量计算中应用十分广泛的方法。简单来说该方法应用物质流分析MFA(Material Flow Analysis)的物质守恒原则,以系统内部物质流入和流出之差来估算新增物质存量(Müller等,2014)。使用自上而下方法进行存量计算的研究通常都是进行长时间大尺度的全球或者国家尺度的存量(特别是金属如铁、铝、铜等)研究,这其中有很大部分都是使用动态物质流分析DMFA(Dynamic Material Flow Analysis)方法(Müller,2006;Brattebø等,2009;Daigo等,2007)。动态物质流分析在MFA的基础上引入了时间维度,其公式可以表示为

$$dS(t) = (I(t) - O(t)) \cdot dt \quad (1)$$

式中, $dS(t)$ 表示单位时间内系统的物质存量, $I(t)$ 表示物质流入系统的函数, $O(t)$ 表示物质流出

的函数。

Müller (2006) 根据城市的人口及其人均服务系数运用动态物质流方法测算了1900年—2100年荷兰的建筑物质存量，如图2所示。具体而言，建筑的物质流入量根据人口、人均服务系数（例如：人均建筑面积）和相应的材料构成系数求得；建筑的物质流出量，即建筑废弃物的产生量，通过建筑的生命周期函数或拆除曲线（Lifetime，通常近似为正态分布）获得；建筑物的新增存量即为单位时间内的物质流入量与流出量之差。

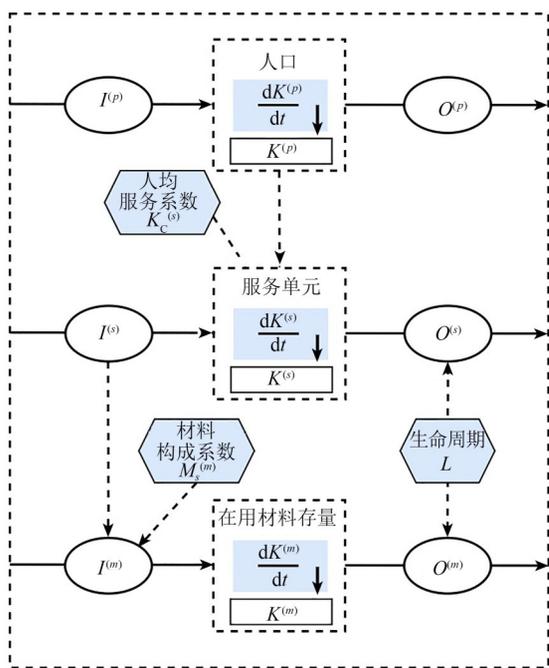


图2 动态物质流分析计算荷兰住宅存量(Müller, 2006)从上到下分别是人口(p)、人均服务单元(s)和材料存量(m)的计算流程;系统输入和输出分别用($I^{(p)}$ 、 $I^{(s)}$ 、 $I^{(m)}$)和($O^{(p)}$ 、 $O^{(s)}$ 、 $O^{(m)}$)

Fig. 2 Dynamic material flow analysis calculates the Netherlands dwelling stock (Müller, 2006). From top to bottom are the processes for population (p), service unit per capita (s), and material stock (m), respectively. The system inputs and outputs are given by ($I^{(p)}$, $I^{(s)}$, $I^{(m)}$), and ($O^{(p)}$, $O^{(s)}$, $O^{(m)}$), respectively

自上而下的方法有一套完整的理论基础和算法模型，能够很好的在时空大尺度都很好的进行物质流分析，进而估计研究区域的存量结果，并且通过某些研究区域历史的存量变化规律来推测未来存量的发展结果。同时该方法有着很高的计算效率，常用于揭示长时间序列中存量的累计规律 (Fishman 等, 2016)。自上而下的方法已用于计算和预测挪威 (Bergsdal 等, 2007)、中国 (Hu

等, 2010a, 2010b; Huang 等, 2013)、智利 (Gallardo 等, 2014) 等国的建筑存量。

但是由于历史出货量或者消费数据主要是在全球和国家层面上获得，研究使用的数据也大多都是行业或者国家的统计数据，因此自上而下研究的空间分辨率很低，通常没有城市或者更细尺度分辨率的研究数据 (Lanau 等, 2019)。现有的模型由于数据和计算方法的限制无法达到高空间分辨率，仅仅在国家尺度的结果对于宏观经济或者环境有着指导作用，但是对于单个城市的发展，甚至更细粒度的城市内部的发展，高分辨率的建成环境存量数据是非常重要的，自上而下的方法目前无法满足高空间分辨率结果的需要；此外，生命周期函数是自上而下方法中的重要参数（这对于准确未来建筑的拆除有着重要的影响），但是很多建筑或者基础设施几乎没有准确生命周期的经验数据 (Lanau 等, 2019; Müller, 2006)；同时在不同的国家和地区，建筑物的生命周期和平均寿命都十分不同，比如在中国就明显低于荷兰等发达国家 (Hu 等, 2010a, 2010b; Huang 等, 2013; Bergsdal 等, 2007; Müller, 2006)。这样的数据和方法给不同的研究区域和材料引入了大量不确定性因素。

2.2 自下而上方法

自下而上的方法 (Bottom-up) 也被称为基于系数的方法 (Schiller 等, 2017)，是一种“劳动密集型”的计算方法。通过搜集建成环境的物理尺寸 (例如: m, m²) 和相应的材料构成系数 (例如: kg/m, kg/m²)，自下而上方法较为精准地计算了物质的存量和组成 (Stephan 和 Athanassiadis, 2017)。由于这种方法直接来源于存量的构成信息，所以自下而上方法的研究结果通常被认为比自上而下的方法更为准确 (Lanau 等, 2019)，同时其也有助于我们理解研究区域的物理空间结构组成。

自下而上的建成环境存量的估算方法主要基于两个关键参数：

(1) 建成环境 (例如建筑物、道路、铁路线、地铁线、地铁站) 的物理尺寸 (以 m, m², m³ 等度量) 和属性。

(2) 材料的构成因子 MCI (Material composition indicators) (以 kg/m, kg/m², kg/m³ 等度量)

建成环境存量的公式为

$$MS_{m,i,j}(t) = \sum_{m,i,j} (PS_{i,j}(t) \times MCI_{m,i,j}(t)) \quad (2)$$

式中, $MS_{m,i,j}(t)$ 表示材料 m (例如水泥, 钢铁等) 在建设部门 i (例如建筑物、道路或者地铁等) 的 j 类型 (例如商业建筑物, 居民建筑, 高速公路等类型) 中, 在 t 年 (例如1980年) 的建筑存量; $PS_{i,j}(t)$ 表示在 t 年的材料 m 在 j 类型建成环境中的物理尺寸; $MCI_{m,i,j}(t)$ 表示年的材料 m 在 j 类型建成环境中的材料构成清单。

自下而上的方法往往与地理信息系统结合以获得建成环境的高分辨率空间刻画, 图3展示了北京市500 m网格的存量结果。Tanikawa和Hashimoto (2009) 首次引入了4d-GIS技术, 计算和分析了日本和歌山市和英国曼彻斯特市建成环境存量的时空变化规律; 此后该方法被引入并刻画了维也纳 (奥地利) (Kleemann等, 2017)、莱茵-鲁尔都市区 (德国) (Oezdemir等, 2017)、铁西区 (中国) (Guo等, 2021)、费城 (Marcellus-Zamora等, 2016) 等城市空间存量。

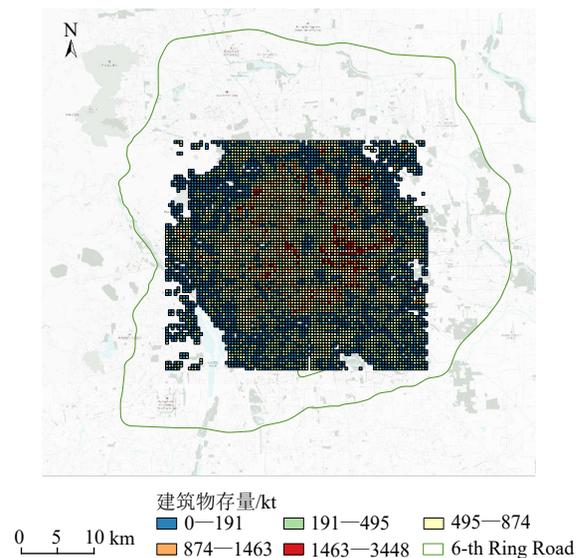


图3 北京市500 m网格的存量结果(改绘自Mao等, 2020)

Fig. 3 Beijing 500 m grid stocks result (adapted from Mao et al., 2020)

自下而上的方法, 原理简单直接, 通过建成环境的构成数据直接计算存量的结果。相比于自上而下基于物质流的方法, 这种方法得到的结果更为准确, 材料组成也更为丰富。融合时空信息的自下而上方法能够在精细的时空尺度描述建成环境存量的分布 (Gontia等, 2018), 能够让我们更好的了解城市矿产的发掘潜力 (Ajayebi等,

2020)、科学的管理城市建筑废料 (Mastrucci等, 2017)、探索和缓解建筑废料对环境的影响 (Heeren等Hellweg, 2019); 同时也能从时空变化的角度研究物质的流动, 理解城市环境随时间变化的规律有助于揭示城市演化的规律, 管理建筑生命周期 (Guo等, 2021), 为城市未来的可持续发展提供建议。

但是由于此类方法需要大量数据, 所以这种“劳动密集型”的方法 (Lanau等, 2019) 大大限制了这种方法的时空研究范围 (通常不超过国家尺度)。不同于自上而下方法的长时间序列研究, 自下而上方法很多只研究某个时间节点的数据, 并且由于数据的可获得性, 这种方法研究的对象也往往比较有限, 目前自上而下的方法大部分的研究对象都是数据相对易获得的住宅建筑 (Lanau等, 2019; Guo等, 2019)。

2.3 遥感计算方法

在现有的存量计算研究中, 大部分基于遥感的存量计算方法大都是使用的夜间灯光数据 (Lanau等, 2019)。夜光遥感在网格化人口预测 (Yu等, 2019)、GDP估算 (Han等, 2022)、能源消耗 (Xiao等, 2018)、碳排放估算 (Doll等, 2000)、城市边界提取 (Cao等, 2020) 等领域都有很多研究。近年来, 研究人员发现夜光遥感与材料存量也有着很强的相关性。早在2010年Takahashi等 (2010) 通过研究夜间灯光NTL (Nighttime Light) 和铜存量之间的关系线性关系, 证实了使用夜光遥感进行存量估算的可行性。

Liang等 (2014) 发现相比于线性拟合 (Takahashi等, 2010) 幂函数能够更好地对夜光总量值与存量值的关系进行拟合。具体来说, 存量的计算公式可以定义为

$$S = \alpha \cdot l^\beta \quad (3)$$

式中, l 表示研究区域内夜间灯光的像元和, S 表示研究区域的材料存量, α 、 β 是参数。

Liang等 (2014) 对中国29个省份1992年—2008年的建筑物和基础设施的铁存量进行了回归计算, 结果发现使用式 (3) 拟合的结果 R^2 都超过了0.87, 显示出非常强的相关性, 例如图4展示了北京、河南和云南的存量与夜光强度的关系; 同时也证明了在较大尺度上 (省级尺度), 夜间灯光估算存量的有效性。

传统的计算方法无论是自上而下还是自下而

上的方法都基于大量的统计数据，对于缺乏统计信息的国家和地区很难计算精确的存量结果。于是使用夜光遥感构建存量和夜光像元之间的函数关系进而估计存量的方法应运而生，近年来也越来越流行。这种存量估算方法能够使用较低的成本获取大尺度和长时间的数据，并且高效的分析和预测缺乏统计数据的国家和地区的存量结果 (Vilaysouk 等, 2021; Peled 和 Fishman, 2021)。

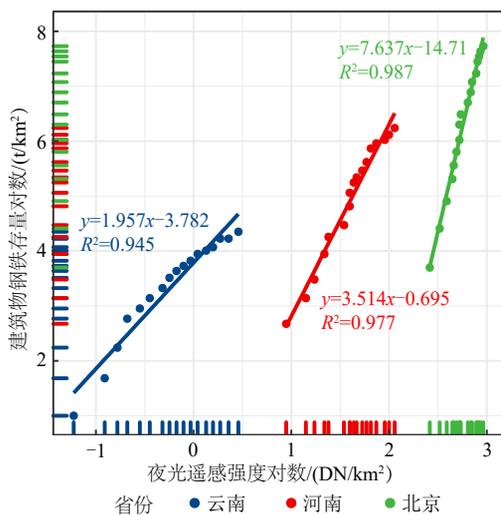


图4 时间序列上存量与夜间灯光的回归结果 (Liang 等, 2014)

Fig. 4 Regression results for steel stock and nighttime lights on time series (Liang et al., 2014)

然而这种方法也有着一些明显的问题。由于夜光遥感的成像机理完全依靠夜间的照明设施或者火光，其不具有“时空连续”性，即夜光遥感对不同消费生活习惯、不同国家具有显著的差异，因此这也导致了其构建的模型在不同区域的预测能力有限 (李德仁和李熙, 2015)。此外，从国家尺度得到的规律应用于公里网格等高空间分辨率网格时，由于尺度效应也会影响网格存量计算的准确性 (Yu 等, 2018; Rauch, 2009)。最后夜光遥感本身的背景噪声、辐射饱和效应等缺陷也会削弱定量分析的可靠性 (陈颖彪等, 2019)。这些因素都制约了夜光遥感计算高空间分辨率存量的进一步发展。

2.4 问题总结

目前已经有很多计算建筑、道路和各种材料存量的方法，但很大部分还是基于统计数据或者某一地区或建筑的材料构成数据等等，缺少详细

的空间分布数据，阻碍了城市内部资源开采潜力估算和建筑废弃物管理。大数据时代的到来，的确有很多研究者尝试采用不同数据源，但仍主要集中在 POI 数据或者夜光遥感数据上 (Mao 等, 2020; Han 等, 2018)，并没有对大量应用于城市科学和环境科学的其他数据源 (例如：光学遥感影像，微波遥感等) 有着更深入的应用。目前大部分的研究都很难兼顾大尺度与高空间分辨率，“自上而下 (Top-down)”的方法通过物质守恒原则根据城市的统计数据计算存量结果，研究范围很大，但往往缺乏精细的空间数据；“自下而上 (Bottom-up)”的方法通过搜集建成环境的物理尺寸和相应的材料构成系数计算物质存量的质量和组成，但是由于这种方法需要大量数据和人力支撑，所以尽管空间信息材料组成都十分详细却无法拓展到较大的研究区域和欠发达地区；基于夜光遥感回归的方法一定程度上解决了数据源匮乏的问题，但是单一的夜光遥感回归由于背景噪声，辐射饱和还有尺度效应等一系列问题，也很难进行精细化的计算。

由于数据的限制，精细空间分辨率存量的研究大多数都是基于发达城市，例如日本 (Tanikawa 和 Hashimoto, 2009)、维也纳 (Kleemann 等, 2017)、费城 (Marcellus-Zamora 等, 2016) 等详尽的住宅和基础设施统计信息。对于中国的研究也大都基于北京 (Mao 等, 2020)、上海 (Han 等, 2018) 和东部沿海的发达城市 (Guo 等, 2019)，而对于欠发达地区，例如非洲、东南亚等统计数据较少或者不太全面的地区，相关的存量的研究就非常少，而矛盾的是，过去数十年城市化进程最快和城市问题最突出的地方却正是这些高速发展中的欠发达地区。但是由于缺乏相关的数据支持，对于欠发达地区的城市化扩张和经济社会的可持续发展的研究都很难进行。

3 基于地理大数据的存量空间估算方法展望

3.1 大数据时代的机遇

过去几十年来传统的存量计算使用的数据存在过度依赖统计数据，数据单一，很多数据缺少空间信息，城市间或者模型间的鲁棒性不强等特点 (Lanau 等, 2019)。随着计算机、各类人造卫

星的发展,数据的来源、多样性、精确度都有了很大的进步。这场包含有抓取、处理、分析和可视化的大数据革命在过去50年以来极大地改变了人们获取数据的方式和方法(Runting等,2020)。各类地理大数据GBD(Geo Big Data)和地球观测EO(Earth Observation)数据在地球科学、环境科学、遥感科学、地理信息科学的发展上起着重要的作用(张帆和刘瑜,2021)。利用地球观测数据(例如卫星数据)可以协助和补充官方统计的经济社会属性数据(Jean等,2016);卫星影像能够在全球范围内以较低成本提供较高可信度数据的技术(Gondan,2009;Murthy等,2014)。这些覆盖全球的数据对于精细化的城市研究,特别是在缺乏可靠统计数据的欠发达地区的研究有着极大的贡献(Ferreira等,2020)。目前为止,有很多工作都利用卫星影像等地球观测数据对缺乏相关统计数据的地区进行了各种各样的研究,例如斯坦福Jean等(2016)就利用卫星影像和机器学习的相关方法对非洲的贫困进行了研究预测;Li等(2020a)通过Landsat、Sentinel-1、矢量数据等多个数据源结合机器学习算法首次计算出了美国、欧洲和中国的三维建筑公里网格分布。这也为使用多源遥感数据计算建筑物物质存量打下了基础。

不仅卫星影像信息,由于全球定位系统的逐渐完善,各种各样的定位数据也给科学研究带来了丰富的数据来源(裴韬等,2021;Mao等,2020)。VGI(Volunteered Geographic Information)是由Goodchild(2007)提出,指任何人都可以通过移动互联设备自发地贡献地理空间信息,反映了互联网时代地理信息新的获取与应用方式。随着近十年移动互联网的快速发展,地图和位置服务公司还有各种在线地图平台例如OpenStreetMap都得到了迅猛的发展,也提供了海量的基础地理数据(Mao等,2021);科学研究特别是存量研究不再过度依赖政府部门的统计数据,同时由于地理信息的引入,城市建成环境存量的研究也进入了高空间分辨率的时代。兴趣点POI(Point-of-Interest)数据是一种典型的移动互联网快速发展而产生的新兴数据,在城市土地利用(Huang等,2020)、交通规划(Wu等,2021)等领域都有大量的研究;近年来POI数据也得到了存量研究的重视,例如Mao等(2020)和Han等(2018)均利用了POI数据辅助判断建筑物的类型进而计算更为精

确合理建筑存量结果。这也体现了地理大数据的背景下存量研究的一些新的探索方向。

此外在模型选择方面,机器学习的蓬勃发展对于城市经济学、城市环境学都有着十分重要的影响(李朝奎等,2021;张帆和刘瑜,2021)。目前有很多工作基于神经网络和遥感影像对于大尺度、高分辨率的城市空间社会经济属性,例如人口,GDP,贫困指数等等做预测(Jean等,2016;Xing等,2020)。因此利用机器学习的方法结合遥感影像和多源地理大数据,或许是未来计算高分辨率存量的一个重要方向,也是研究欠发达地区城市扩张和发展规律的一种有效方案。

3.2 基于多源地理大数据与机器学习的存量计算方法展望

基于以上背景,本文展望了结合多源地理大数据数据和机器学习的优势进行存量计算的方法(图5)。正如之前提到的,自下而上的方法之所以无法拓展到更大的区域,主要是因为建筑物详细数据的搜集需要耗费大量人力;而目前已有大量工作使用多源地理大数据提取建筑的轮廓(Gavankar和Ghosh,2018;Shao等,2020;Zhang等,2020)、高度(Esch等,2022;Frantz等,2021;Huang等,2022;Li等,2020b)、属性(Zhuo等,2019)等特征。这些基于数据和方法驱动的自动特征提取算法能够极大的减少人力成本和对统计数据的过度依赖,进而将高空间分辨率的研究扩展到更大的研究范围。然而由于地理众包数据的有偏性,大城市的数据来源远多于小城市,因此仍然会有大量的偏远地区缺少社会感知数据,从而难以推断建筑物的属性和提取其特征。这时如何将已有结果和特征迁移到缺乏数据的区域是计算这些地区存量结果的关键。

遥感数据覆盖广,但是目前基于遥感的方法都是通过夜光遥感回归,单一的夜光数据存在很多问题不足以获取精细的存量结果(Vilaysouk等,2021;Takahashi等,2010;Liang等,2014)。以光学遥感为代表的地球观测数据(EO)作为夜光数据的补充数据源仍有很大的潜力,如图5(模型迁移模块)所示,以网格为单元,将数据丰富地区使用Bottom-up方法计算的存量结果和多源遥感数据(或许还有其他特征数据)作为机器学习的训练集,将其模型迁移到其他区域,以此完成对

缺失数据地区的高空间分辨率网格存量预测。这种端到端直接通过数据预测网格存量的方法尽可能的减少了人工的干预，降低了工作量，同时由于遥感数据来源简单、覆盖范围广、空间分辨率高、成本较低，具有大范围应用的优势，适合拓

展到缺乏统计数据和社会感知数据的地区；同时由相同的数据源和算法构建的模型在时间和空间尺度的结果上都具有统一性，能够比较不同时间和不同城市的发展模式，为城市扩张规律，城市代谢等研究提供了有效的数据源。

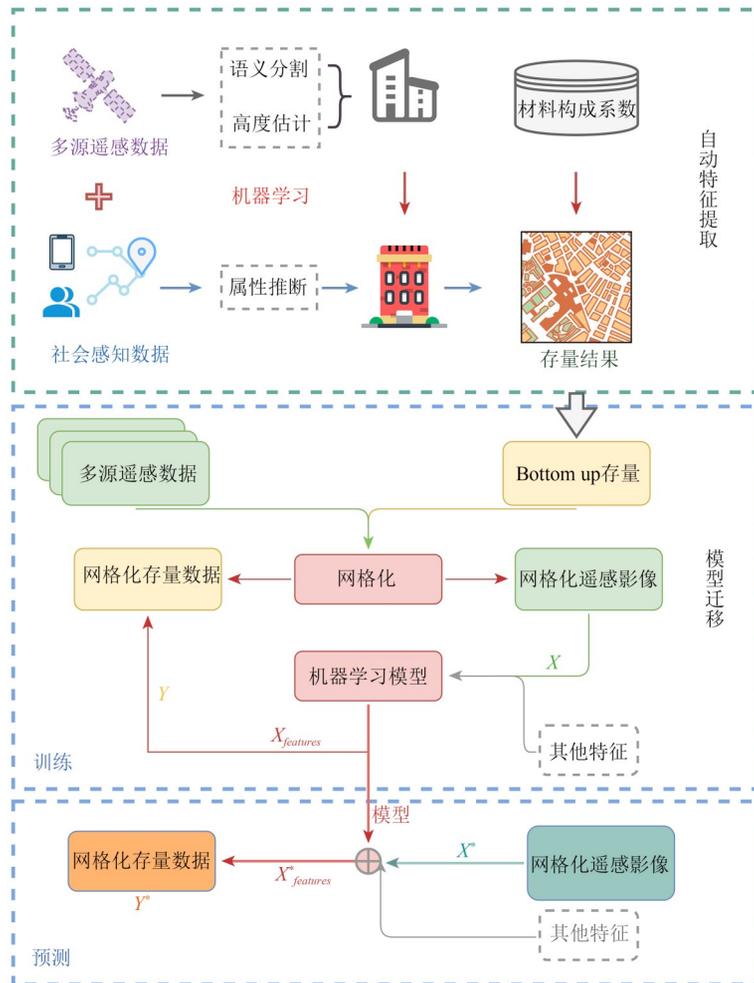


图5 基于多源地理大数据与机器学习的存量计算展望

Fig. 5 Perspectives on stock computing based on multi-source geographic big data and machine learning

需要指出的是由于地理空间的异质性，深度学习的黑箱特性等原因，模型的迁移效果可能差异较大，并且在由于缺乏真值数据难以对模型高分辨率的预测结果进行检验 (Yu 等, 2018)。尽管这种迁移模型有一定的局限性，其在大范围、高分辨率的存量计算上仍有很大的发展潜力。

4 结论

城市是现代文明发展的基石，但同时也造成了大量的资源消耗和温室气体的排放。联合国预测到2050年，世界的城镇人口将增加25亿 (UN Habitat, 2019)，其中大部分都集中在亚洲和非

洲。城市人口的增长无疑会造成城市建筑物和基础设施的快速扩张，这将会带来大量的资源消耗和碳排放。了解城市的建成环境存量的时空分布，对于城市矿产的利用，资源的管理和城市的可持续发展都是有十分重要的意义。

本文详细介绍了目前计算城市建成环境存量的3种传统方法：自上而下、自下而上、夜光遥感回归模型。自上而下的方法基于动态物质流分析算法，计算简单，理论完善，但是空间分辨率低，数据不确定性大；自下而上的方法基于大量的统计数据，数据结构准确详实，但是由人工驱动，工作量大，难以拓展；而基于夜光遥感的存量回

归方法, 模型简单易拓展, 研究范围大, 但空间分辨率低, 夜光像元的解析力有限。这3种方法有各自的应用场景, 但都无法兼顾大尺度与精细时空尺度。

随着地理大数据和遥感技术的发展, 卫星影像和地理大数据可以为我们提供全覆盖, 快更新和高精度的数据来源。机器学习等技术的进步又给遥感影像的处理又带来了新的机遇。大量基于地理大数据和机器学习的研究显示了其在社会经济领域的发展潜力, 然而在城市建成环境存量计算上还缺少相关的工作。本文结合传统方法的局限性, 综合比较和分析了机器学习和多源地理大数据在其他领域的研究以后, 展望了这些新数据与新方法在存量计算领域的发展潜力, 为建成环境存量的高分辨率空间化提供了一种新的思路。

参考文献(References)

- Ajayebi A, Hopkinson P, Zhou K, Lam D, Chen H M and Wang Y. 2020. Spatiotemporal model to quantify stocks of building structural products for a prospective circular economy. *Resources, Conservation and Recycling*, 162: 105026 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2020.105026]
- Aksözen M, Hassler U and Kohler N. 2017. Reconstitution of the dynamics of an urban building stock. *Building Research and Information*, 45(3): 239-258 [DOI: 10.1080/09613218.2016.1152040]
- Bergsdal H, Brattebø H, Bohne R A and Müller D B. 2007. Dynamic material flow analysis for Norway's dwelling stock. *Building Research and Information*, 35(5): 557-570 [DOI: 10.1080/09613210701287588]
- Brattebø H, Bergsdal H, Sandberg N H, Hammervold J and Müller D B. 2009. Exploring built environment stock metabolism and sustainability by systems analysis approaches. *Building Research & Information*, 37(5-6): 569-582. [DOI: 10.1080/09613210903186901]
- Brenner N, Marcuse P and Mayer M. 2012. *Cities for People, Not for Profit: Critical Urban Theory and the Right to the City*. New York: Routledge: 476-478 [DOI: 10.1080/02665433.2012.680283]
- Cao W P, Dong L, Wu L and Liu Y. 2020. Quantifying urban areas with multi-source data based on percolation theory. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111730-111741. [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111730]
- Chen W Q and Shi L. 2012. Analysis of aluminum stocks and flows in Mainland China from 1950 to 2009: exploring the dynamics driving the rapid increase in China's aluminum production. *Resources, Conservation and Recycling*, 65: 18-28 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2012.05.003]
- Chen Y B, Zheng Z H, Wu Z F and Qian Q L. 2019. Review and prospect of application of nighttime light remote sensing data. *Progress in Geography*, 38(2): 205-223 (陈颖彪, 郑子豪, 吴志峰, 千庆兰. 2019. 夜间灯光遥感数据应用综述和展望. *地理科学进展*, 38(2): 205-223) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2019.02.005]
- Cheng K L, Hsu S C, Li W M and Ma H W. 2018. Quantifying potential anthropogenic resources of buildings through hot spot analysis. *Resources, Conservation and Recycling*, 133: 10-20 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2018.02.003]
- Daigo I, Igarashi Y, Matsuno Y and Adachi Y. 2007. Accounting for steel stock in Japan ISIJ International 47(7):1065-1069. [DOI: 10.2355/isijinternational.47.1065]
- Doll C N H, Muller J P and Elvidge C D. 2000. Night-time imagery as a tool for global mapping of socioeconomic parameters and greenhouse gas emissions. *AMBIO*, 29(3): 157-162 [DOI: 10.1579/0044-7447-29.3.157]
- Elhacham E, Ben-Uri L, Grozovski J, Bar-On Y M and Milo R. 2020. Global human-made mass exceeds all living biomass. *Nature*, 588(7838): 442-444 [DOI: 10.1038/s41586-020-3010-5]
- Ergun D and Gorgolewski M. 2015. Inventorying Toronto's single detached housing stocks to examine the availability of clay brick for urban mining. *Waste Management*, 45: 180-185 [DOI: 10.1016/j.wasman.2015.03.036]
- Esch T, Brzoska E, Dech S, Leutner B, Palacios-Lopez D, Metz-Marcocini A, Marconcini M, Roth A and Zeidler J. 2022. World settlement footprint 3D—a first three-dimensional survey of the global building stock. *Remote Sensing of Environment*, 270: 112877-112892 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112877]
- Ferreira B, Iten M and Silva R G. 2020. Monitoring sustainable development by means of earth observation data and machine learning: a review. *Environmental Sciences Europe*, 32(1): 120 [DOI: 10.1186/s12302-020-00397-4]
- Fishman T, Schandl H and Tanikawa H. 2015. The socio-economic drivers of material stock accumulation in Japan's prefectures. *Ecological Economics*, 113: 76-84 [DOI: 10.1016/j.ecolecon.2015.03.001]
- Fishman T, Schandl H and Tanikawa H. 2016. Stochastic analysis and forecasts of the patterns of speed, acceleration, and levels of material stock accumulation in society. *Environmental Science & Technology*, 50(7), 3729-3737 [DOI: 10.1021/acs.est.5b05790]
- Frantz D, Schug F, Okujeni A, Navacchi C, Wagner W, van der Linden S and Hostert P. 2021. National-scale mapping of building height using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112128-112145 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112128]
- Gallardo C, Sandberg N H and Brattebø H. 2014. Dynamic-MFA examination of Chilean housing stock: long-term changes and earthquake damage. *Building Research and Information*, 42(3): 343-358 [DOI: 10.1080/09613218.2014.872547]
- Gavankar N L and Ghosh S K. 2018. Automatic building footprint extraction from high-resolution satellite image using mathematical morphology. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 182-193 [DOI: 10.1080/22797254.2017.1416676]
- Gondan M. 2009. Testing the race model inequality in redundant stimuli with variable onset asynchrony. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 35(2): 575-579 [DOI: 10.1037/a0013620]
- Gontia P, Nägeli C, Rosado L, Kalmykova Y and Österbring M. 2018. Material-intensity database of residential buildings: a case-study of Sweden in the international context. *Resources, Conservation and Recycling*, 130: 228-239 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2017.11.022]
- Goodchild M F. 2007. Citizens as sensors: the world of volunteered ge-

- ography. *GeoJournal*, 69(4): 211-221 [DOI: 10.1007/s10708-007-9111-y]
- Göswein V, Silvestre J D, Habert G and Freire F. 2019. Dynamic assessment of construction materials in urban building stocks: a critical review. *Environmental Science and Technology*, 53(17): 9992-10006 [DOI: 10.1021/acs.est.9b01952]
- Guo J, Fishman T, Wang Y, Miatto A, Wuyts W, Zheng L C, Wang H M and Tanikawa H. 2021. Urban development and sustainability challenges chronicled by a century of construction material flows and stocks in Tiexi, China. *Journal of Industrial Ecology*, 25(1): 162-175 [DOI: 10.1111/jiec.13054]
- Guo J, Miatto A, Shi F and Tanikawa H. 2019. Spatially explicit material stock analysis of buildings in Eastern China metropolises. *Resources, Conservation and Recycling*, 146: 45-54 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2019.03.031]
- Han G H, Zhou T, Sun Y H and Zhu S J. 2022. The relationship between night-time light and socioeconomic factors in China and ka. *PLoS One*, 17(1): e0262503 [DOI: 10.1371/journal.pone.0262503]
- Han J, Chen W Q, Zhang L X and Liu G. 2018. Uncovering the spatio-temporal dynamics of urban infrastructure development: a high spatial resolution material stock and flow analysis. *Environmental Science and Technology*, 52(21): 12122-12132 [DOI: 10.1021/acs.est.8b03111]
- Hashimoto S, Tanikawa H and Moriguchi Y. 2007. Where will large amounts of materials accumulated within the economy go?—A material flow analysis of construction minerals for Japan. *Waste Management*, 27(12): 1725-1738 [DOI: 10.1016/j.wasman.2006.10.009]
- Heeren N and Hellweg S. 2019. Tracking construction material over space and time: prospective and geo-referenced modeling of building stocks and construction material flows. *Journal of Industrial Ecology*, 23(1): 253-267 [DOI: 10.1111/jiec.12739]
- Hu M M, Bergsdal H, van der Voet E, Huppés G and Müller D B. 2010a. Dynamics of urban and rural housing stocks in China. *Building Research and Information*, 38(3): 301-317 [DOI: 10.1080/09613211003729988]
- Hu M M, Van Der Voet E and Huppés G. 2010b. Dynamic material flow analysis for strategic construction and demolition waste management in Beijing. *Journal of Industrial Ecology*, 14(3): 440-456 [DOI: 10.1111/j.1530-9290.2010.00245.x]
- Huang B J, Chen Y X, McDowall W, Türkeli S, Bleischwitz R and Geng Y. 2019. Embodied GHG emissions of building materials in Shanghai. *Journal of Cleaner Production*, 210: 777-785 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.11.030]
- Huang H B, Chen P M, Xu X Q, Liu C X, Wang J, Liu C, Clinton N and Gong P. 2022. Estimating building height in China from ALOS AW3D30. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 185: 146-157 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.01.022]
- Huang T, Shi F, Tanikawa H, Fei J L and Han J. 2013. Materials demand and environmental impact of buildings construction and demolition in China based on dynamic material flow analysis. *Resources, Conservation and Recycling*, 72: 91-101 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2012.12.013]
- Huang Z, Qi H J, Kang C G, Su Y L and Liu Y. 2020. An ensemble learning approach for urban land use mapping based on remote sensing imagery and social sensing data. *Remote Sensing*, 12(19): 3254-3271 [DOI: 10.3390/rs12193254]
- Jean N, Burke M, Xie M, Davis W M, Lobell D B and Ermon S. 2016. Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. *Science*, 353(6301): 790-794 [DOI: 10.1126/science.aaf7894]
- Kalcher J, Praxmarer G and Teischinger A. 2017. Quantification of future availabilities of recovered wood from Austrian residential buildings. *Resources, Conservation and Recycling*, 123: 143-152 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2016.09.001]
- Kleemann F, Lederer J, Rechberger H and Fellner J. 2017. GIS-based analysis of Vienna's material stock in buildings. *Journal of Industrial Ecology*, 21(2): 368-380 [DOI: 10.1111/jiec.12446]
- Krausmann F, Wiedenhofer D, Lauk C, Haas W, Tanikawa H, Fishman T, Miatto A, Schandl H and Haberl H. 2017. Global socioeconomic material stocks rise 23-fold over the 20th century and require half of annual resource use. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(8): 1880-1885 [DOI: 10.1073/pnas.1613773114]
- Krook J, Carlsson A, Eklund M, Frändegård P and Svensson N. 2011. Urban mining: hibernating copper stocks in local power grids. *Journal of Cleaner Production*, 19(9/10): 1052-1056 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2011.01.015]
- Lanau M, Liu G, Kral U, Wiedenhofer D, Keijzer E, Yu C and Ehlert C. 2019. Taking stock of built environment stock studies: progress and prospects. *Environmental Science and Technology*, 53(15): 8499-8515 [DOI: 10.1021/acs.est.8b06652]
- Li C K, Zeng Q G, Fang J, Wu N and Wu K H. 2021. Road extraction in rural areas from high resolution remote sensing image using an improved Full Convolution Network. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(9): 1978-1988 (李朝奎, 曾强国, 方军, 吴媛, 武凯华. 2021. 改进全卷积网络方法的高分二号影像农村道路提取. *遥感学报*, 25(9): 1978-1988) [DOI: 10.11834/jrs.20219209]
- Li D R and Li X. 2015. An overview on data mining of nighttime light remote sensing. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 44(6): 591-601 (李德仁, 李熙. 2015. 论夜光遥感数据挖掘. *测绘学报*, 44(6): 591-601) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2015.20150149]
- Li M M, Koks E, Taubenböck H and van Vliet J. 2020a. Continental-scale mapping and analysis of 3D building structure. *Remote Sensing of Environment*, 245: 111859-111874 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111859]
- Li X C, Zhou Y Y, Gong P, Seto K C and Clinton N. 2020b. Developing a method to estimate building height from Sentinel-1 data. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111705-111713 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111705]
- Liang H W, Tanikawa H, Matsuno Y and Dong L. 2014. Modeling in-use steel stock in China's buildings and civil engineering infrastructure using time-series of DMSP/OLS nighttime lights. *Remote Sensing*, 6(6): 4780-4800 [DOI: 10.3390/rs6064780]
- Lin C, Liu G and Müller D B. 2017. Characterizing the role of built environment stocks in human development and emission growth. *Resources, Conservation and Recycling*, 123: 67-72 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2016.07.004]
- Mao R C, Bao Y, Duan H B and Liu G. 2021. Global urban subway development, construction material stocks, and embodied carbon emissions. *Humanities and Social Sciences Communications*, 8(1): 83-94 [DOI: 10.1057/s41599-021-00757-2]
- Mao R C, Bao Y, Huang Z, Liu Q C and Liu G. 2020. High-resolution mapping of the urban built environment stocks in Beijing. *Envi-*

- ronmental Science and Technology, 54(9): 5345-5355 [DOI: 10.1021/acs.est.9b07229]
- Marcellus-Zamora K A, Gallagher P M, Spatari S and Tanikawa H. 2016. Estimating materials stocked by land-use type in historic urban buildings using spatio-temporal analytical tools. *Journal of Industrial Ecology*, 20(5): 1025-1037 [DOI: 10.1111/jieec.12327]
- Mastrucci A, Marvuglia A, Leopold U and Benetto E. 2017. Life cycle assessment of building stocks from urban to transnational scales: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 74: 316-332 [DOI: 10.1016/j.rser.2017.02.060]
- Maung K N, Yoshida T, Liu G, Lwin C M, Muller D B and Hashimoto S. 2017. Assessment of secondary aluminum reserves of nations. *Resources, Conservation and Recycling*, 126: 34-41 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2017.06.016]
- Mesta C, Kahhat R and Santa-Cruz S. 2019. Geospatial characterization of material stock in the residential sector of a Latin-American city. *Journal of Industrial Ecology*, 23(1): 280-291 [DOI: 10.1111/jieec.12723]
- Murthy K, Shearn M, Smiley B D, Chau A H, Levine J and Robinson M D. 2014. SkySat-1: very high-resolution imagery from a small satellite//*Proceedings Volume 9241, Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites XVIII*. Amsterdam: SPIE: 367-378 [DOI: 10.1117/12.2074163]
- Müller D B. 2006. Stock dynamics for forecasting material flows—case study for housing in the Netherlands. *Ecological Economics*, 59(1): 142-156 [DOI: 10.1016/j.ecolecon.2005.09.025]
- Müller D B, Liu G, Løvik A N, Modaresi R, Pauliuk S, Steinhoff F S and Brattebø H. 2013. Carbon emissions of infrastructure development. *Environmental Science and Technology*, 47(20): 11739-11746 [DOI: 10.1021/es402618 m]
- Müller E, Hilty L M, Widmer R, Schluep M and Faulstich M. 2014. Modeling metal stocks and flows: a review of dynamic material flow analysis methods. *Environmental Science and Technology*, 48(4): 2102-2113 [DOI: 10.1021/es403506a]
- Nguyen T C, Fishman T, Miatto A and Tanikawa H. 2019. Estimating the material stock of roads: the Vietnamese case study. *Journal of Industrial Ecology*, 23(3): 663-673 [DOI: 10.1111/jieec.12773]
- Oezdemir O, Krause K and Hafner A. 2017. Creating a resource cadaster—a case study of a district in the Rhine-Ruhr metropolitan area. *Buildings*, 7(2): 45-61 [DOI: 10.3390/buildings7020045]
- Ostrolenk B. 1941. *Economic Geography*. Chicago: Richard D. Irwin
- Pauliuk S G, Venkatesh G, Brattebø H and Müller D B. 2014. Exploring urban mines: pipe length and material stocks in urban water and wastewater networks. *Urban Water Journal*, 11(4): 274-283 [DOI: 10.1080/1573062X.2013.795234]
- Pei T, Huang Q, Wang X, Chen X, Liu Y X, Song C, Chen J and Zhou C H. 2021. Big geodata aggregation: connotation, classification, and framework. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(11): 2153-2162 (裴韬, 黄强, 王席, 陈晓, 刘亚溪, 宋辞, 陈洁, 周成虎). 2021. 地理大数据聚合的内涵、分类与框架. *遥感学报*, 25(11): 2153-2162 [DOI:10.11834/jrs.20210480]
- Peled Y and Fishman T. 2021. Estimation and mapping of the material stocks of buildings of Europe: a novel nighttime lights-based approach. *Resources, Conservation and Recycling*, 169: 105509-105519 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2021.105509]
- Rauch J N. 2009. Global mapping of Al, Cu, Fe, and Zn in-use stocks and in-ground resources. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 106(45): 18920-18925 [DOI: 10.1073/pnas.0900658106]
- Runting R K, Phinn S, Xie Z Y, Venter O and Watson J E M. 2020. Opportunities for big data in conservation and sustainability. *Nature Communications*, 11(1): 2003-2007 [DOI: 10.1038/s41467-020-15870-0]
- Schebek L, Schnitzer B, Blesinger D, Köhn A, Mickley B, Linke H J, Lohmann A, Motzko C and Seemann A. 2017. Material stocks of the non-residential building sector: the case of the Rhine-Main area. *Resources, Conservation and Recycling*, 123: 24-36 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2016.06.001]
- Schiller G, Müller F and Ortlepp R. 2017. Mapping the anthropogenic stock in Germany: metabolic evidence for a circular economy. *Resources, Conservation and Recycling*, 123: 93-107 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2016.08.007]
- Shao Z F, Tang P H, Wang Z Y, Saleem N, Yam S and Sommai C. 2020. BRRNet: a fully convolutional neural network for automatic building extraction from high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 12(6): 1050-1066 [DOI: 10.3390/rs12061050]
- Stephan A and Athanassiadis A. 2017. Quantifying and mapping embodied environmental requirements of urban building stocks. *Building and Environment*, 114: 187-202 [DOI: 10.1016/j.buildenv.2016.11.043]
- Takahashi K I, Terakado R, Nakamura J, Adachi Y, Elvidge C D and Matsuno Y. 2010. In-use stock analysis using satellite nighttime light observation data. *Resources, Conservation and Recycling*, 55(2): 196-200 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2010.09.008]
- Tanikawa H and Hashimoto S. 2009. Urban stock over time: spatial material stock analysis using 4D-GIS. *Building Research and Information*, 37(5/6): 483-502 [DOI: 10.1080/09613210903169394]
- UN Habitat. 2019. *The strategic plan 2020—2023*. United Nations: Geneva, Switzerland
- Vilaysouk X, Islam K, Miatto A, Schandl H, Murakami S and Hashimoto S. 2021. Estimating the total in-use stock of Laos using dynamic material flow analysis and nighttime light. *Resources, Conservation and Recycling*, 170: 105608-105615 [DOI: 10.1016/j.resconrec.2021.105608]
- Wang T, Zhou J, Yue Y, Yang J and Hashimoto S. 2016. Weight under steel wheels: material stock and flow analysis of high-speed rail in China. *Journal of Industrial Ecology*, 20(6): 1349-1359 [DOI: 10.1111/jieec.12383]
- Wen Z G, Zhang C K, Ji X L and Xue Y Y. 2015. Urban mining's potential to relieve China's coming resource crisis. *Journal of Industrial Ecology*, 19(6): 1091-1102 [DOI: 10.1111/jieec.12271]
- Wu R, Wang J, Zhang D and Wang S. 2021. Identifying different types of urban land use dynamics using Point-of-interest (POI) and Random Forest algorithm: The case of Huizhou, China. *Cities*, 114: 103202-103220 [DOI: 10.1016/j.cities.2021.103202]
- Xiao H W, Ma Z Y, Mi Z F, Kelsey J, Zheng J L, Yin W H and Yan M. 2018. Spatio-temporal simulation of energy consumption in China's provinces based on satellite night-time light data. *Applied Energy*, 231: 1070-1078 [DOI: 10.1016/j.apenergy.2018.09.200]
- Xing X Y, Huang Z, Cheng X M, Zhu D, Kang C G, Zhang F and Liu Y. 2020. Mapping human activity volumes through remote sensing imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 5652-5668 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3023730]

- Yu B L, Deng S Q, Liu G, Yang C S, Chen Z Q, Hill C J and Wu J P. 2018. Nighttime light images reveal spatial-temporal dynamics of global anthropogenic resources accumulation above ground. *Environmental Science and Technology*, 52(20): 11520-11527 [DOI: 10.1021/acs.est.8b02838]
- Yu B L, Lian T, Huang Y X, Yao S J, Ye X Y, Chen Z Q, Yang C S and Wu J P. 2019. Integration of nighttime light remote sensing images and taxi GPS tracking data for population surface enhancement. *International Journal of Geographical Information Science*, 33(4): 687-706 [DOI: 10.1080/13658816.2018.1555642]
- Zhang F and Liu Y. 2021. Street view imagery: methods and applications based on artificial intelligence. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(5): 1043-1054 (张帆, 刘瑜. 2021. 街景影像——基于人工智能的方法与应用. *遥感学报*, 25(5): 1043-1054) [DOI: 10.11834/jrs.20219341]
- Zhang L L, Wu J S, Fan Y, Gao H M and Shao Y H. 2020. An efficient building extraction method from high spatial resolution remote sensing images based on improved mask R-CNN. *Sensors*, 20(5): 1465 [DOI: 10.3390/s20051465]
- Zhuo L, Shi Q L, Zhang C Y, Li Q P and Tao H Y. 2019. Identifying building functions from the spatiotemporal population density and the interactions of people among buildings. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(6): 247 [DOI: 10.3390/ijgi8060247]

Spatial calculation of urban built environment stock: progress and prospects

BAO Yi^{1,2}, HUANG Zhou^{1,2}, GUO Qinghua^{1,2}, LIU Yu^{1,2}

1. Institute of Remote Sensing and Geographical Information Systems, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China;

2. Beijing Key Lab of Spatial Information Integration & Its Applications, Beijing 100871, China

Abstract: Urban built environment is the manufactured environment where human beings live. The stocks of the urban built environment refer to the quality of materials (e.g., concrete, steel, copper, etc.) that accumulated in buildings and infrastructure. Revealing the spatial distribution of urban built environment stocks arises as a new direction for digital city construction, which helps to understand the urban development patterns and urban resource and waste management. Developing an urban circular economy and realizing sustainable urban development is essential. Therefore, it is necessary to summarize and sort out the current spatial calculation method of built environment stocks.

This study introduces a detailed theoretical basis and development status of three methods for spatial calculation of urban built environment stock: that are the top-down method, the bottom-up method, and the remote sensing calculation method. The advantages and limitations of these models are elaborated with application and data availability. The top-down approach has a complete set of theoretical foundations and algorithm models, which can perform large-scale material flow analysis well. Due to its inability to obtain a high spatial resolution, this method is not suitable for analyzing urban development within cities. Contrastingly, the bottom-up method permits fine-grained stock estimation by gathering cadastral-level physical measurements of buildings and infrastructure and associated material composition indicators. However, it is labour-intensive and the scope of the bottom-up method is often restricted to city-level or lower geographical regions. As for remote sensing calculation, previous studies established a linear regression relationship between the nighttime light radiation intensity and the built environment stocks in the study areas. However, the night light remote sensing data will degrade the reliability of quantitative analysis due to background noise and radiation saturation effect. Thus, stock data with the high spatial resolution are impossible to acquire. These three traditional methods are often difficult to strike a balance between large scale and high spatial resolution. However, in the era of big geographic data, more data sources have brought new research directions for stock calculation.

Geo Big Data and Earth Observation data are essential in developing earth science, environmental science, remote sensing science, and geographic information science. Combining these wide-coverage, high-precision, and fast-update data and machine learning methods have been widely used in poverty surveys and energy consumption. This paper proposes a framework that combines big geographic data and machine learning for stock calculation based on the above background. We expect an end-to-end method to estimate grid stocks directly from publicly available information that minimizes manual involvement. However, the heterogeneity of geospatial and the black-box nature of deep learning may have an impact on the migration effects of the model. Despite its drawbacks, this migration model has the potential for large-scale, high-resolution stock calculation in future works.

Key words: urban built environment stock, urban mining, urban metabolism, sustainable development, machine learning

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41830645)