

DOI: 10.20103/j.stxb.202401070052

柳明星, 罗巧灵, 黄荣鋆, 周俊方. 城市绿地碳储存城乡差异及其驱动因素——以武汉市建成区为例. 生态学报, 2024, 44(24): 11419-11436.

Liu M X, Luo Q L, Huang R J, Zhou J F. Urban-rural differences and driving factors of urban green space carbon storage: a case study of the built-up areas in Wuhan. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(24): 11419-11436.

城市绿地碳储存城乡差异及其驱动因素

——以武汉市建成区为例

柳明星¹, 罗巧灵^{1,2,*}, 黄荣鋆¹, 周俊方¹

1 武汉大学城市设计学院, 武汉 430072

2 湖北省人居环境工程技术研究中心, 武汉 430072

摘要:在全球气候变化背景下,城市绿地碳储存在减缓大气 CO₂ 浓度方面发挥至关重要的作用。然而,在城乡梯度视角下,城市绿地碳储存的城乡差异及其潜在原因仍不清楚。以武汉市建成区为例,结合实地调查、遥感技术和机器学习构建城市绿地碳储量测度模型,评估了城市绿地碳储存的空间格局;其次采用直接和间接影响分离法,揭示了城市绿地碳储存在动态城乡梯度上的城乡差异;最后,结合相关分析和回归分析探索了引起城市绿地碳储存城乡差异的潜在驱动因素。结果显示:(1)2022年,武汉市建成区内城市绿地面积 1677 km²,占研究区总面积的 36.78%。城市绿地碳储存总量为 10906 Gg(1Gg=10⁹g),呈现出由城市核心区向郊区放射式增加的空间格局。城市绿地碳密度在 0 至 383 Mg C/hm² 之间,平均碳密度为 23.92 Mg C/hm²。(2)在城乡梯度上,随着城市化强度的增加,城市绿地碳储量呈现出线性下降的趋势。在分离城市化对城市绿地碳储量的直接消极影响后,其间接影响随着城市化强度的增加呈现“V”型变化趋势,即先减少再增加。当城市化强度高于 0.9 时,城市化对城市绿地碳储量的间接影响由消极效应转变为积极效应。(3)城市绿地碳储量受到城市绿地系统内部性状(即景观结构)和外部环境(即气候变化和人类活动)的共同驱动。在整体城乡梯度上,平均形状指数、景观分离度、Shannon 多样性、气温、降水和距道路距离与城市绿地碳储量正相关,斑块面积百分比、地表温度、人口密度、PM_{2.5} 和夜间灯光与城市绿地碳储量负相关。相比于景观结构和气候变化,人类活动是影响城市绿地碳储量城乡差异的关键驱动因素,特别是地表温度和夜间灯光。然而,这种相关关系和影响强度在不同的城市化强度区间上有所差异。研究为制定切实可行的城市绿地景观设计和管理策略提供了一定的理论和数据支持,有助于实现城市“碳中和”和未来城市的可持续发展。

关键词:城市绿地;碳储存;城市化强度;城乡梯度;驱动因素

Urban-rural differences and driving factors of urban green space carbon storage: a case study of the built-up areas in Wuhan

LIU Mingxing¹, LUO Qiaoling^{1,2,*}, HUANG Rongjun¹, ZHOU Junfang¹

1 School of Urban Design, Wuhan University, Wuhan 430072, China

2 Research Centre of Hubei Habitat Environment Engineering & Technology, Wuhan 430072, China

Abstract: Urban green space carbon storage plays a critical role in mitigating the atmospheric CO₂ concentrations and addressing global climate changes. Nevertheless, the disparities in urban green space carbon storage between urban and rural areas, and their causes, remain poorly understood. In this study, using Wuhan's built-up area as a case example, we developed a model to measure urban green space carbon storage and assess its spatial distribution by combining field surveys, remote sensing, and machine learning. Additionally, the direct and indirect separation method was employed to reveal the urban-rural disparity in carbon storage within urban green spaces along the dynamic urban-rural gradients.

基金项目:国家自然科学基金(72174158, 72474164);中央高校基本科研业务费专项资金(2042023kf0222)

收稿日期:2024-01-07; **采用日期:**2024-10-18

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: qiaolingluo@whu.edu.cn

Furthermore, the underlying factors driving the urban-rural differences of urban green space carbon storage were quantified by using correlation and regression analysis. The results showed that: 1) In 2022, the area of urban green space in the built-up areas of Wuhan was 1677 km², accounting for 36.78% of the total study area. Carbon storage stored in the urban green spaces was 10906 Gg (1 Gg = 10⁹ g), showing a radial increase from urban cores to the suburbs. The urban green space carbon density ranged from 0 to 383 Mg C/hm², with an average density of 23.92 Mg C/hm². 2) Urban green space carbon storage decreased linearly with increasing urbanization intensity, aligning with the urban-rural gradient. After separating the direct impact of urbanization on urban green space carbon storage, its indirect impact was typically V-shaped (a decrease followed by an increase) with the increase of urbanization intensity. When the urbanization intensity exceeded 0.9, the indirect impacts of urbanization on urban green space carbon storage shifted from negative to positive effects. 3) Urban green space carbon storage was influenced by both the internal characteristics (i.e., landscape structure) and the external environment (i.e., climate change and human activities) of the urban green space system. On the overall urban-rural gradient, Mean Shape Index, Landscape Division Index, Shannon's Diversity Index, temperature, precipitation, and distance from roads were positively correlated with urban green space carbon storage. Conversely, percent of Landscape, land surface temperature, population density, PM_{2.5}, and night lights were negatively correlated with urban green space carbon storage. Compared with landscape structure and climate change, human activities were the key driving factors driving the urban-rural differences of urban green spaces carbon storage. Specifically impacting factors include land surface temperature and nighttime lights. However, these correlations and impact strengths varied across different levels of urbanization intensity. Overall, our findings provide scientific support for urban decision makers to formulate practical strategies for urban green spaces landscape design and management. This will help achieve urban "carbon neutrality" and sustainable development of future cities.

Key Words: urban green space; carbon storage; urbanization intensity; urban-rural gradients; driving factors

近年来,城市化进程的不断加速和全球变暖现象的日益加剧导致大气中的二氧化碳(CO₂)含量显著增加,采取必要的干预措施降低大气中的CO₂存量,是全球应对气候变化的重要举措^[1]。联合国《2022年世界人口前景:摘要》预计到2050年,世界人口可能增长至100亿,其中68%的人口将居住在城市地区。研究表明,与能源相关的71%的CO₂排放都发生在城市中^[2]。作为城市生态系统中主要的自然碳汇空间,城市绿地有望成为抵消CO₂碳排放的有效策略^[3]。因此,推动城市绿地碳储存的精准监测和功能提升,对于提升城市应对气候变化能力、促进城市可持续发展至关重要。

当前城市绿地碳储存问题备受关注,而精确评估城市绿地碳储量是开展相关研究的基础^[4]。传统的城市绿地碳储存评估多依赖实地抽样调查,耗费大量人力、物力,且难以应用于大规模尺度^[5]。随着对地观测技术的发展,遥感技术被广泛应用于区域绿地碳储量测算^[6]。具体方法是通过构建样方,基于实地调研或采用已知数据测算样方的城市绿地碳储量,然后获取与样方相同地理位置所对应的遥感参数,二者进行参数/非参数分析,从而建立城市绿地碳储量测算线性/非线性模型。例如,Sun等^[7]基于实地调查和SPOT6影像发现北京市主城区内城市绿地碳密度为7.8 Mg C/hm²;Zhao等^[8]结合城市森林数据和实地调查法测算出杭州市城市森林碳密度为30.25 Mg C/hm²。然而,与森林、湿地等自然生态系统相比,城市绿地系统高度破碎且受到人类活动的显著干扰,导致城市绿地碳储存评估存在较大的不确定性^[9]。现有碳储存研究多针对森林或单一植被类型,且通常利用单一遥感参数或简单线性模型对碳储存测度,难以获取城市绿地碳储存精准的空间细节^[10]。如何识别城市绿地碳储量与遥感参数之间的非线性关系,构建精细的城市绿地碳储存测度模型具有重要意义^[11]。

城市化是一个复杂的过程,涉及人口转移、土地覆盖变化和城市致密化等多个方面,对城市绿地碳储存产生重大影响^[12]。众多学者从不同的尺度研究了城市化与城市绿地碳储存之间的关系。例如,Yu等^[13]发现

1999 年至 2005 年城市化导致深圳市植被净初级生产力损失 321.51 Gg C;Liu 等^[14]发现 2000—2010 年全球城市扩张导致陆地生态系统每年净损失 22.4 Tg C。然而,以往研究多集中于城市或农村绿地碳储存差异,忽略了动态城乡梯度上城市绿地碳储存的城乡差异。揭示城市绿地碳储存的城乡差异是科学制定精细化城市绿地规划与管理策略的重要依据^[7]。2016 年,Zhao 等^[15]基于城市不透水面定义的城市化强度,提出了在动态城乡梯度上衡量城市化与植被生长之间空间关系的概念框架。该方法将城市化对植被生长的直接影响定义为城市化的土地置换效应直接导致的植被损失,间接影响则视为其他因素(如气候变化和人类)引起的植被生长增强或减弱^[15]。然而,少有研究探索城市化对城市绿地碳储存的直接影响和间接影响,导致对二者之间的空间关系认识不足。明晰不同城市化强度下城市绿地碳储存的城乡差异,分离城市化对城市绿地碳储存直接影响和间接影响,有利于精细化城市绿地规划与管理、促进城市可持续发展。

此外,由于城市生态系统的复杂性,引起城市绿地碳储存城乡差异变化的潜在原因仍不清楚。气候变化和人类活动等城市绿地系统外部环境要素已被证明是影响城市绿地碳储存的关键因素^[16-17]。现有研究普遍认为城市范围内充沛的降雨^[18]、充足的太阳辐射^[19]及适宜的气温^[20]能够促进绿色植物进行光合作用从而提高城市绿地碳储存。较高的 CO₂和氮气浓度也可以提高植物光合作用过程中水利用率和光合羧化速率^[21]。空气污染、灯光污染、经济发展、土地分配等人类活动同样显著干扰了城市绿地碳储存变化^[22]。然而,少有研究探索城市绿地系统内部性状对城市绿地碳储存的影响,如植被类型、林分结构、景观格局等。城市绿地系统内部性状反映了城市绿地碳储存的物理环境,是驱动城市绿地碳储存变化的决定性因素^[23]。例如,相比于幼龄树和老年树,青年树的碳封存能力更强^[24]。复杂植物群落的碳吸收能力也远强于单一植被群落^[25]。Sun 等^[7]发现植被覆盖比和绿地斑块配置显著影响了北京市主城区内的绿地碳封存。Shi 等^[26]以西安市为例,发现与面积、边缘和破碎度相关的指标是增强城市绿地碳汇的关键。就城市绿地而言,斑块面积越大、植被覆盖度越高、植被体积越大、绿地密度越高、空间分布越均衡,其碳储存能力越强^[27]。总的来说,城市绿地碳储存受到城市绿地系统内部性状和外部环境的共同驱动,是一个复杂的半自然生态系统。然而,目前仍缺乏不同城乡梯度上城市绿地碳储存对城市绿地系统内部性状和外部环境变化的城乡响应。

武汉市作为长江中游快速城市化的典型重工业城市,其能源消耗和 CO₂排放量不断增加。快速城市化与生态环境保护之间的权衡已成为实现武汉市“碳中和”目标的关键所在。因此,以武汉市建成区为例,综合采用实地调查、遥感技术、机器学习、相关分析、回归分析等多种方法,通过构建区域城市绿地碳储量评估模型精准测度城市绿地碳储存,并揭示动态城乡梯度下城市绿地碳储存的城乡差异及其潜在原因,以为武汉市低碳城市建设和“双碳”目标实现提供科学依据。具体来说,本文旨在:(1)构建区域城市绿地碳储量精准评估模型,调查城市绿地碳储量的空间分布;(2)分离城市化对城市绿地碳储量的直接影响和间接影响,揭示城市绿地碳储量的城乡差异;(3)量化城市绿地内部性状和外部环境与城市绿地碳储量之间的相关性和特征重要性,揭示驱动城市绿地碳储量城乡差异的潜在原因。

1 研究区与数据来源

1.1 研究区概况

武汉市地处长江中游、江汉平原东部(113°41′—115°05′E、29°58′—31°22′N),是一座人口超千万、地区生产总值超万亿的特大城市。属北亚热带湿润季风气候,年均气温 15.8—17.5 °C,年均降水量 1150—1450 mm,无霜期 211—272 d。本文旨在揭示动态城乡梯度下城市绿地碳储存的城乡差异及其驱动因素,因此,研究范围包括武汉市的建成区及其周边农村区域。为保证城乡平衡,设置城市边界的缓冲区距离为 9 km,涵盖一环、二环、三环和四环,覆盖面积为 4559.27 km²(图 1)。

1.2 数据来源与预处理

1.2.1 城市边界数据

清华大学宫鹏研究组以 5 年为界发布了 1980—2018 年多时相高分辨率全球城市边界(Global urban

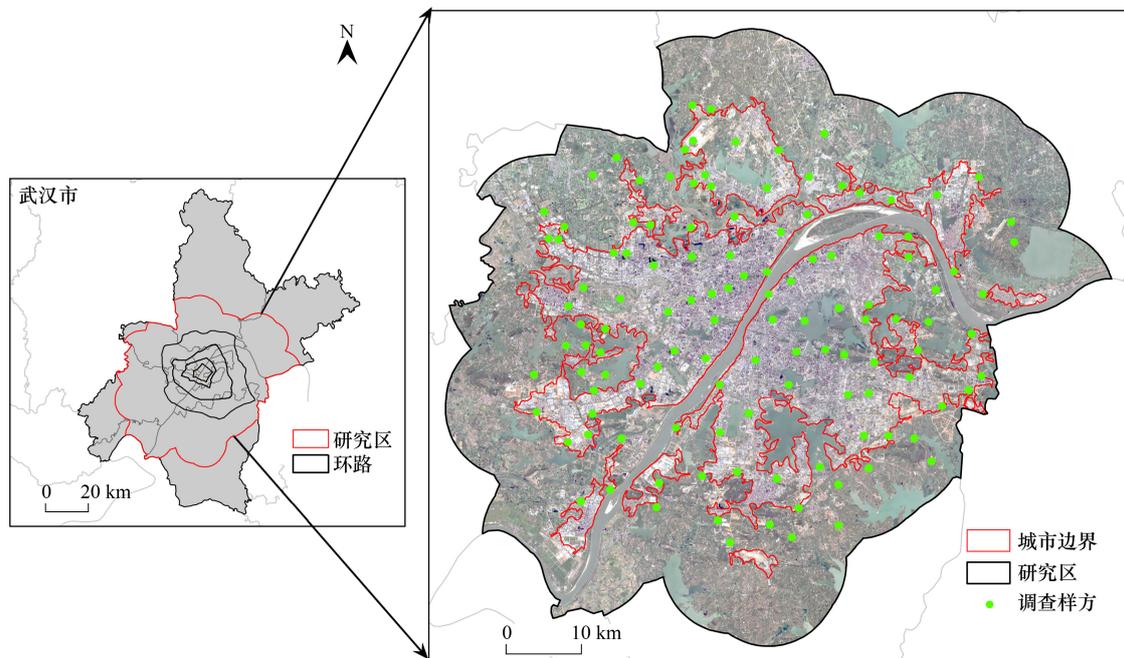


图1 研究区的地理位置

Fig.1 Geographical location of the study area

boundary, GUB) 数据集 (<http://data.ess.tsinghua.edu.cn/>)^[28]。相比于其它城市边界产品, GUB 数据可以更好地捕捉城市边缘地区的几何形状。因此, 基于 GUB 数据提取了武汉市 2018 年的城市边界, 并向外进行适当缓冲以确定乡村范围。为确保城乡规模平衡, 通过下述方法确定武汉市乡村的缓冲距离为 9 km (图 1)^[29]:

$$D_{\text{buffer}} = (\sqrt{2} - 1) \sqrt{\frac{S}{\pi}} \quad (1)$$

式中, D_{buffer} 表示缓冲距离; S 表示城市规模。该函数假设城市呈圆形, 确保农村规模与城市规模基本相同。

1.2.2 实地调查数据

2022 年 9 月至 10 月, 项目组通过随机抽样法在研究区抽取 121 个 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 的样方 (900 m^2) 展开城市绿地碳储存实地调查, 其中一环 2 个、二环 6 个、三环 18 个、四环 32 个、环外 63 个 (图 1)。在进行实地调查过程中, 若实际绿地样方无法满足 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 的尺寸要求, 则在尽可能满足 900 m^2 的基础上记录该样方的实际尺寸, 样方中心位置由手持 GPS 仪 (即 BIG MAP 软件) 进行坐标定位。各样方之间的间隔不得低于 1 km。鉴于草本植物对城市绿地碳储存贡献较小且在枯萎季反而会释放出 CO_2 ^[30], 因此本文重点关注城市绿地中乔灌木所提供的植被碳储量。所有样方均展开每木调查, 并详细记录该样方内所有植株的种类、株数和生长参数: 对于乔木, 则记录每株乔木的胸径 (距离地面 1.3 m 处)、冠幅、株高 (估算值) 等; 对于灌木, 则记录每株灌木的基径、冠幅、株高等。

1.2.3 Sentinel-2 影像

与其他开源遥感数据相比, Sentinel-2 卫星具有更高的空间分辨率 (10 m)、更丰富的光谱波段 (13 个) 和更优的辐射特性 (12 位辐射度分辨率)。从哥白尼开放中心获取了覆盖研究区的 2 景 2022 年 10 月 11 日无云 Sentinel-2 影像 (L1C 级别)。使用欧空局提供的 Sen2Cor 插件对选定的图像进行大气校正, 并利用 SNAP 软件将 Sentinel-2 影像中 20 m 的波段重采样至 10 m, 并基于 ENVI 5.3 中进行图像镶嵌和裁剪等预处理。

1.2.4 驱动因素数据

城市绿地碳储存受到城市绿地系统内部性状和外部环境的共同干扰, 造成显著的城乡差异^[16-17, 23]。因

此,本文将城市绿地碳储存的驱动因素划分为内部因素(由景观指数表征)和外部因素(由气候变化和人类活动表征)。内部因素包括 5 种景观指数。景观指数作为反映城市绿地系统景观结构的定量指标,不仅衡量了城市绿地的空间配置特征,还量化了城市绿地的空间组成特征^[31]。基于景观指数的属性和含义,分别从面积、分散性、多样性、形状复杂性和聚合性 5 个方面表征城市绿地系统内部性状,包括斑块面积百分比(Percent of landscape, PLAND)、景观分离度(Landscape division index, DIVISION)、Shannon 多样性(Shannon's diversity index, SHDI)、平均形状指数(Mean shape index, SHAPE_MN)、聚集指数(Aggregation index, AI)(表 1)。基于获取的城市绿地空间分布和 Fragstats 软件(4.2 版本)的“8-cell rule”板块进行景观指数计算,空间分辨率为 600 m。

表 1 本文使用的景观指数

Table 1 Landscape indices used in this study

景观指数 Landscape indices	单位 Unit	解释说明 Explanation
斑块面积百分比 Percent of landscape, PLAND	%	城市绿地覆盖面积在整个景观中所占的百分比,用于揭示城市绿地景观的面积
景观分离度 Landscape division index, DIVISION	—	绿地景观类型中斑块个体的分离程度,用于揭示城市绿地景观的分散性
Shannon 多样性 Shannon's diversity index, SHDI	—	不同绿地斑块类型的数量和斑块类型之间的面积比例分布特征,用于揭示城市绿地景观的多样性
平均形状指数 Mean shape index, SHAPE_MN	—	绿地斑块形状指数平均值,用于揭示城市绿地景观的形状复杂性
聚集指数 Aggregation index, AI	%	相邻绿地的比例,用于揭示城市绿地景观的聚合度

外部因素包括 2 种气候变化(气温和降水)和 5 种人类活动(城市热岛、人口发展、空气污染、经济发展和交通发展)。所有数据均从开放数据平台获取,数据时间为 2022 年,包括逐月气温数据、逐月降水量、地表温度数据(表征城市热岛)、人口密度数据(表征人口发展)、PM_{2.5}数据(表征空气污染)、夜间灯光数据(表征经济发展和历史道路数据(表征交通发展),空间分辨率 500—1000 m(表 2)。其中,月均气温和月均降水数据采用 ArcGIS 10.8 软件合成年均气温和年均降水数据,历史道路数据被用于计算像元距道路的距离以反映研究区的交通发展情况。

表 2 本文使用的外部驱动因素

Table 2 External driving factors used in this study

数据 Data	类型 Type	数据集 Datasets	分辨率 resolution	获取平台 Obtained platform	数据来源 Data sources
气温 Temperature	栅格	中国 1 km 分辨率逐月平均气温数据集(1901—2022)	1 km	国家青藏高原科学数据中心	https://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/71ab4677-b66c-4fd1-a004-b2a541c4d5bf/
降水 Precipitation	栅格	中国 1 km 分辨率逐月降水量数据集(1901—2022)	1 km	国家青藏高原科学数据中心	https://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/faae7605-a0f2-4d18-b28f-5cee413766a2
地表温度 Land surface temperature	栅格	MOD11A2 数据集	1 km	美国地质调查局	https://lpdaac.usgs.gov/products/mod11a1v061/
人口密度 Population density	栅格	GPWv4 世界网格人口数据集	1 km	社会经济数据和应用中心	http://sedac.ciesin.columbia.edu/data/collection/gpw-v4
夜间灯光 Nighttime light	栅格	全球 500 m 分辨率“类 NPP-VIIRS”夜间灯光数据集(2000—2023 年)	500 m	国家地球系统科学数据中心	https://www.geodata.cn/data/datadetails.html?dataguid=8213124601985&docId=90
颗粒物 _{2.5} Particulate Matter _{2.5} , PM _{2.5}	栅格	中国 1 km 高分辨率高质量逐年 PM _{2.5} 数据集(2000—2022 年)	1 km	国家地球系统科学数据中心	https://www.geodata.cn/data/datadetails.html?dataguid=241344160541332&docId=6
路网 Road network	矢量	2022 年 10 月	无	OpenStreetMap	https://www.openstreetmap.org/#map=11/22.3567/114.1363

由于本文涉及的驱动因素数量众多、数据格式多样,上述驱动因素均被重采样至 600 m,并统一设置为 UTM/WGS84 坐标,以确保各个驱动因素在空间上能够精准匹配。

2 研究方法

2.1 城市绿地空间识别

基于 Sentinel-2 影像和随机森林分类模型识别研究区四种土地覆盖类型^[32]:城市绿地,指城市范围内的所有植被;不透水面,指交通、商业、工业和住宅空间等城市建设区;水体,指湖泊和河流;裸地,指未利用地和其他用地。首先,基于 Sentinel-2 影像和分层抽样法,针对 4 种土地覆盖类型分别选择了 300 个共 1200 个地面样本。其中,2/3 为训练样本,剩余 1/3 为验证样本。最后,基于随机森林分类模型对研究区土地覆盖类型进行分类识别,并采用总体精度、kappa 系数和用户精度进行准确性评价。结果显示城市土地覆盖类型识别总体精度 95.58%,kappa 系数 0.9297,其中城市绿地和不透水面的用户精度分别为 96.7%、97.1%,空间分辨率为 10 m,满足土地覆盖评价的精度要求。

2.2 城市绿地样方碳储量计算

由于城市树木不能随便破坏,难以采伐植株进行实验室碳储量测定。因此,本文结合已发表文献中的异速生长方程和含碳系数对城市绿地样方碳储量进行解译。异速生长方程是一种通过测量林分胸径或树高等林分因子对植被地上生物量进行估算的回归模型^[33]。由于在实地调查过程中,乔木树高为估算值,为减少估算结果的不确定性仅以胸径为变量;灌木则以基径和株高为变量。在选择异速生长方程时,尽量选择与武汉市立地条件相似或相近的模型。若未查询到相应模型,则采用同科或同属的统一模型替代。植被地上生物量和地下生物量的比值约为 4.28^[34]。武汉市内乔木修剪并不常见,而灌木的修剪相对较多,设定灌木生物量减少 20%^[35]。武汉市常见树种异速生长方程如表 3 所示。

表 3 武汉市常见树种的异速生长方程

Table 3 Allometric growth equations of common trees in Wuhan

林分 Trees	异速生长方程 Allometric growth equations	参考文献 References
槐属 <i>Typhnolobium</i>)	$W_S = 0.1370DBH^{2.198}$; $W_B = 0.0050DBH^{3.055}$; $W_L = 0.0149DBH^{1.700}$	[36]
松属 <i>Pinus</i>)	$W_S = 0.0060DBH^{2.475}$; $W_B = 0.0139DBH^{2.527}$; $W_L = 0.0339DBH^{2.582}$	
柳属 <i>Salix</i>)	$W_S = 0.1008DBH^{2.443}$; $W_B = 0.0010DBH^{3.481}$; $W_L = 0.0047DBH^{2.315}$	
杉属 <i>Cunninghamia</i>)	$W_S = 0.0270DBH^{2.7284}$; $W_B = 0.0253DBH^{2.1926}$; $W_L = 0.0289DBH^{1.9801}$	[37]
杨属 <i>Populus</i>)	$W_S = 0.1073DBH^{2.3450}$; $W_B = 0.0011DBH^{3.2079}$; $W_L = 0.0017DBH^{2.5459}$	
桂花 <i>Osmanthus fragrans</i>)	$W_S = -0.0558 + 0.0290D^2H$; $W_L = 0.0103 + 0.0045D^2H$	[38]
朴树 <i>Celtis sinensis</i>)	$W_S = 0.1017DBH^{2.5213}$; $W_B = 0.0235DBH^{2.5622}$; $W_L = 0.0576DBH^{1.5757}$	[39]
栎树 <i>Koelreuteria paniculata</i>)	$W_S = 0.1428DBH^{2.1364}$; $W_B = 0.0470DBH^{1.9788}$; $W_L = 0.0555DBH^{1.3789}$	
栎树 <i>Quercus</i>)	$W_S = 0.0521DBH^{2.5440}$; $W_B = 0.0011DBH^{3.5797}$; $W_L = 0.0053DBH^{2.2119}$	[40]
女贞 <i>Ligustrum lucidum</i>)	$W_S = 0.1390DBH^{1.9470}$; $W_B = 0.0050DBH^{3.5400}$; $W_L = 0.0220DBH^{2.0410}$	
樟树 <i>Camphora officinarum</i>)	$W_S = 0.1048DBH^{2.1408}$; $W_B = 0.0122DBH^{2.8242}$; $W_L = 0.0014DBH^{3.2254}$	
忍冬科 <i>Caprifoliaceae</i>)	$W_B = 0.0003 (D^2H)^{1.882}$; $W_L = 1.0333 (D^2H)^{0.564}$	
绣线菊 <i>Spiraea salicifolia</i>)	$W_S = 0.0074 (D^2H)^{0.883}$; $W_L = 0.0338 (D^2H)^{0.7986}$	
针叶林 <i>Needle-leaved forest</i>	$W_S = 0.1970DBH^{1.9290}$; $W_B = 0.0280DBH^{2.5210}$; $W_L = 0.0850DBH^{1.8440}$	
阔叶林 <i>Broad-leaved forest</i>	$W_S = 0.0189DBH^{2.2020}$; $W_B = 0.0455DBH^{2.3207}$; $W_L = 0.0666DBH^{1.4565}$	

W_S : 干生物量 Stem biomass weight、 W_B : 枝生物量 Branch biomass weight、 W_L : 叶生物量 Leaf biomass weight、 W_A : 地上生物量 Aboveground biomass weight; DBH: 乔木胸径 Diameter at breast height, D : 灌木基径 Diameter (cm), H : 株高 Height (m)

含碳系数采用李海奎等^[41]、白保勋等^[42]和马学威等^[43]的研究成果,如表 4 所示。针对每个城市绿地样

方,分别将每木计算的植被生物量与其相对应的含碳系数相乘,即可分别获取 121 个城市绿地样方的植被碳储量。

表 4 武汉市常见树木的含碳系数

Table 4 Carbon content coefficient of common trees in Wuhan

林分 Trees	系数 Coefficient	林分 Trees	系数 Coefficient	林分 Trees	系数 Coefficient
杨树 <i>Populus L.</i>	0.4956	悬铃木 <i>Platanus</i>)	0.4306	广玉兰 <i>Magnolia grandiflora</i>	0.4110
柳树 <i>Salix</i>	0.4827	银杏 <i>Ginkgo biloba</i>	0.4186	枇杷 <i>Eriobotrya japonica</i>	0.4584
松树 <i>Pinus</i>	0.5207	紫叶李 <i>Prunus cerasifera 'Pissardii'</i>	0.4461	女贞 <i>Ligustrum lucidum</i>	0.4431
柏树 <i>Cupressaceae</i>	0.5034	栾树 <i>Koelreuteria paniculata</i>	0.4703	火棘 <i>Pyracantha crenulata</i>	0.4332
马尾松 <i>Pinus massoniana</i>	0.4596	榆属 <i>Ulmus</i>	0.4247	南天竹 <i>Nandina domestica</i>	0.4337
栎树 <i>Quercus L.</i>	0.5004	楝树 <i>Melia azedarach</i>	0.4328	大叶黄杨 <i>Buxus megistophylla Levl.</i>	0.4438
桦树 <i>Betula</i>	0.4914	楸树 <i>Catalpa bungei</i>	0.4100	月季 <i>Rosa chinensis</i>	0.4599
杉属 <i>C. lanceolata</i>	0.5208	臭椿 <i>Ailanthus altissima</i>	0.4082	柏木 <i>Cupressus funebris</i>	0.5250
樟树 <i>Camphora officinarum</i>	0.4916	刺槐 <i>Robinia pseudoacacia</i>	0.4340	枫树 <i>Acer</i>	0.497
侧柏 <i>Platycladus orientalis</i>	0.4350	泡桐 <i>Paulownia</i>	0.4145	硬阔类 <i>Hard broad forest</i>	0.4834
圆柏 <i>Juniperus chinensis</i>	0.4593	国槐 <i>Styphnolobium japonicum</i>	0.4446	软阔类(<i>Soft broad forest</i>)	0.4956
紫薇 <i>Lagerstroemia indica</i>	0.4407	合欢 <i>Albizia julibrissin</i>	0.4352	针叶类 <i>Coniferous</i>	0.4722
海棠 <i>Malus spectabilis</i>	0.4587	石楠 <i>Photinia</i>	0.4883	其他灌木林 <i>Other shrubbery</i>	0.5000

2.3 城市绿地碳储量与碳密度量化

基于 Sentinel-2 影像和随机森林回归模型,通过拟合城市绿地样方碳储量和 20 种遥感参数之间的非线性关系,从而构建区域城市绿地碳储量测度模型,实现对研究区城市绿地碳储量和碳密度的精准量化。20 种遥感参数基于 Sentinel-2 影像进行提取,包括 12 种光谱波段和 8 种植被指数,如表 5 所示。基于 ArcGIS 10.8,采取“多值提取至点”工具获取每个绿地样方所对应的 20 种遥感参数,分辨率均为 10 m。

随机森林回归模型被用于拟合城市绿地样方碳储量与 20 种遥感参数之间的非线性关系,从而形成城市绿地碳储量估算模型(图 2)。随机森林回归采用袋装法从原始样本中提取多个训练样本进行决策树建模。其中,约 2/3 的样本(即袋内样本)被用于模型训练,剩余 1/3 的样本(即袋外样本)被用于模型的内部交叉验证。每棵回归树都独立生成且未经过任何裁剪。回归树的每个节点基于用户定义的特征数量进行拆分,直到决策树增长至用户定义的回归树(本研究为 800 棵)。最后,多棵回归树的预测结果进行平均得到拟合结果。值得注意的是,由于实地调查的绿地样方大小为 30 m × 30 m,为匹配 Sentinel-2 影像的空间分辨率(10 m),实际调查的城市绿地样方碳储量被重新平均分配,最终获取 1089 个绿地样方碳储量。

为了避免遥感数据冗余,基于随机森林的内置参数,即平均精确率下降(Mean decrease accuracy, MDA)对 20 种遥感参数进行特征优选,并选择排名前 5 的遥感参数构建最终城市绿地碳储量评估模型。MDA 越高说明该参数越重要。结果显示,Water vapor、Coastal、SWIR 1、Red Edge 1 和 SWIR 2 是最重要的遥感参数,因此上述 5 种遥感参数被用于最终的城市绿地碳储量模型构建及碳密度量化,拟合优度为 88.5%(图 3)。

表 5 本文使用的光谱波段和植被指数

Table 5 Spectral bands and vegetation indices used in this study

光谱波段 Spectral bands	植被指数 Vegetation indices	缩写 Abbreviation	计算公式 Equation	解释说明 Explanation
气溶胶 Coastal	归一化差值植被指数	NDVI	$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}$	评估植被生长状态、植被覆盖度等
蓝光 Blue 绿光 Green	归一化绿色差值植被指数	GNDVI	$GNDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Green}}{\rho_{NIR} + \rho_{Green}}$	评估植被光合活性
红光 Red	差值植被指数	DVI	$DVI = \rho_{NIR} - \rho_{Red}$	监测植被生长状态、植被覆盖度
红边 1 Red Edge 1 红边 2 Red Edge 2	增强植被指数	EVI	$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + 6\rho_{Red} - 7.5\rho_{Blue} + 1}$	监测植被生长状态的同时减少大气和土壤噪音
红边 3 Red Edge 3	地表水分指数	LSWI	$LSWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}}$	评估植被冠层含水量
近红外光 NIR 近红外光(窄段)	比值植被指数	SR	$SR = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red}}$	评估植被生物量
NIR narrow 2 水蒸气 Water vapor	土壤调节指数	SAVI	$SAVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red}) \times (1 + 0.5)}{\rho_{NIR} + \rho_{Red} + 0.5}$	修正 NDVI 对土壤背景的敏感性
短波红外 1 SWIR 1 短波红外 2 SWIR 2	修正型土壤调节指数	MASVI	$MASVI = \frac{2\rho_{NIR} + 1 - \sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - 8(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}}{2}$	减少裸土噪音对植被监测的影响

ρ_{Blue} ρ_{Green} ρ_{Red} ρ_{NIR} ρ_{SWIR1} 分别表示 Sentinel-2 影像的蓝光、绿光、红光、近红外、短波红外 1 的反射率; NIR: 近红外 Near infrared; SWIR: 短波红外 Short wave infrared radiation

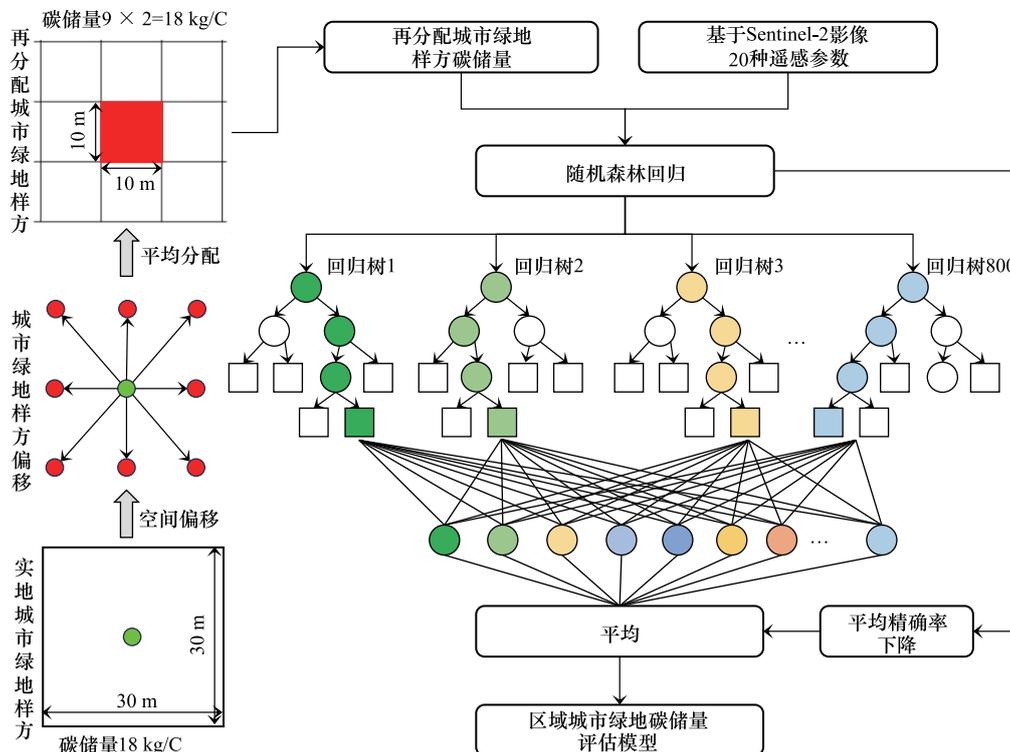


图 2 基于随机森林回归模型的城市绿地碳储量评估模型

Fig.2 Carbon storage assessment model of urban green spaces based on the random forest regression model

2.4 碳储存与城市化的空间关系分析

划分城乡梯度的方法通常有三种:基于交通环线的划分^[44]、基于城市边界和缓冲区的划分^[45]和基于城市化强度的划分^[46]。前人研究显示,交通环路可能代表了城市的城乡梯度或城市化程度^[7]。因此,本文首先

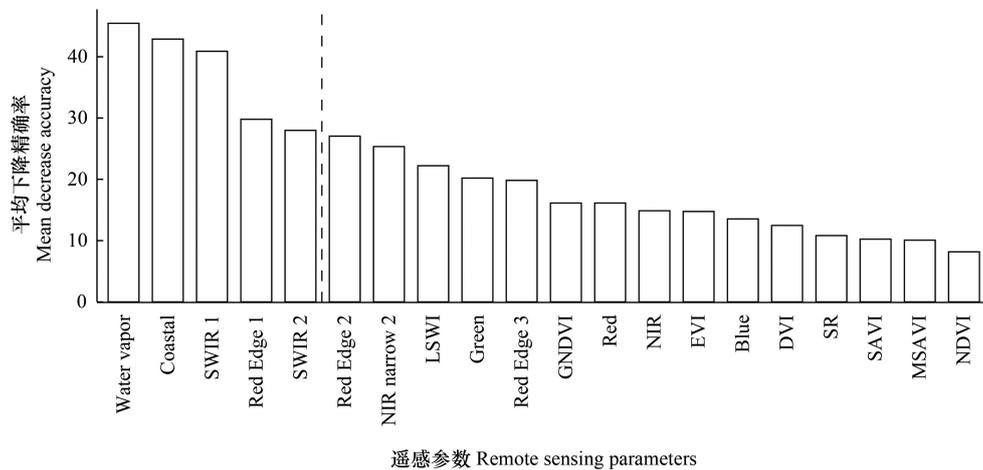


图3 基于MDA的遥感参数重要性评估

Fig.3 Evaluation of the importance of remote sensing parameters based on MDA

Water vapor: 水蒸气波段; Coastal: 气溶胶波段; SWIR1: 短波红外1波段; Red Edge 1: 红边1波段; SWIR 2: 短波红外2波段; Red Edge 2: 红边2波段; NIR narrow 2: 近红外光(窄段)波段; LSWI: 地表水分指数; Green: 绿光波段; Red Edge 3: 红边3波段; GNDVI: 归一化绿色差值植被指数; Red: 红光波段; NIR: 近红外光; EVI: 增强植被指数; Blue: 蓝光波段; DVI: 差值植被指数; SR: 比值植被指数; SAVI: 土壤调节指数; MSAVI: 修正型土壤调节指数; NDVI: 归一化差值植被指数

比较了武汉市不同环路之间的城市绿地碳储存差异。前两种方法侧重于人为划定,如一环、二环或是城市核心区、城市郊区和农村,难以反映城市绿地生态系统中关键的景观异质性。基于城市不透水面定义的城市化强度能够全面衡量不同城乡环境中的城市发展水平差异^[29]。因此,本文进一步基于城市化强度反映研究区的真实城市化状况^[29]。由于我国城市街道路网之间的距离普遍位于500—700 m之间,因此基于Sentinel-2影像获取的不透水面,获取了落在600 m × 600 m像元内不透水面的面积比以衡量城市化强度:

$$\beta_i = \frac{ISA_i}{TA_i} \quad (2)$$

式中, β_i 为600 m分辨率下像元*i*的城市化强度, ISA_i 为像元*i*的不透水面面积, TA_i 为像元*i*的总面积。 β_i 值域范围位于0(100%植被表面)到1(100%不透水面)之间,越接近1说明城市化强度越高。进一步,以0.25为界,将城市化强度进一步划分5种水平,包括低城市化强度($0 \leq \beta \leq 0.25$)、中低城市化强度($0.25 < \beta \leq 0.5$)、中高城市化强度($0.5 < \beta \leq 0.75$)和高城市化强度($0.75 < \beta \leq 1$)。

为揭示动态城乡梯度下城市绿地碳储存的城乡差异,本文采用Zhao等^[15]提出的概念框架衡量城市化与城市绿地碳储存之间的空间关系,并分离城市化对城市绿地碳储存的直接和间接影响(图4)。直接影响是指城市扩张过程中土地覆盖由自然表面转变为不透水面所造成直接绿地碳损失;间接影响是指城市环境中气候变化和人类活动可能会间接促进或恶化城市绿地碳储存。

理论上,像元*i*的城市绿地碳储量可以分解为绿地表面和非绿地表面的双重贡献^[15]。因此,在没有间接影响的情况下,城市绿地碳储量和城市化强度之间应存在线性关系:

$$C_{zi} = (1 - \beta) \times C_v + \beta \times C_{nv} \quad (3)$$

式中, C_{zi} 是600 m分辨率下像元*i*的理论绿地碳储量, C_v 是完全被植被覆盖像元*i*的绿地碳储量($\beta = 0$), C_{nv} 是完全被不透水面所覆盖时像元*i*的城市绿色碳储量($\beta = 1$), β 是城市化强度。因此,城市化对城市绿地碳储量的相对直接影响(Direct impact, ω_d)可计算为:

$$\omega_d = \frac{C_{zi} - C_v}{C_v} \times 100\% \quad (4)$$

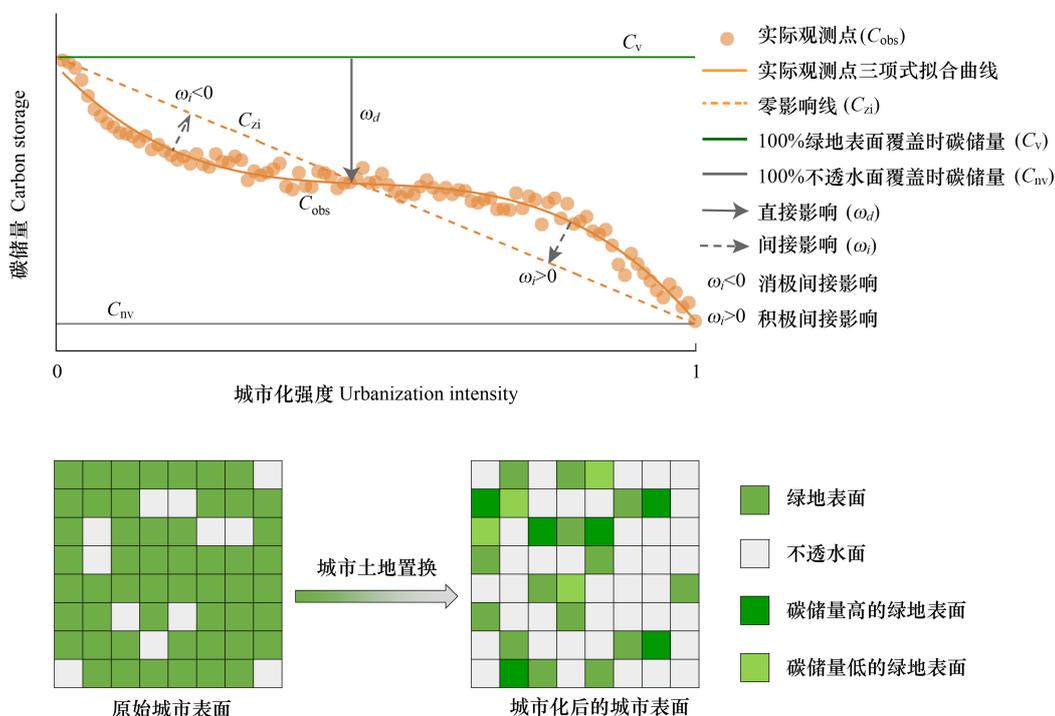


图 4 城乡梯度上分离城市化对绿地碳储存的直接影响和间接影响的概念框架

Fig.4 Conceptual framework for separating the direct and indirect impacts of urbanization on green space carbon storage along with the urban-rural gradients

当沿着城市化强度梯度绘制所有像元实际观测到的城市绿地碳储量 (C_{obs}) 时,点的实际分布可能与零影响响线并不完全一致,表明存在间接影响。这种间接影响意味着城市绿地碳储量可能会因为气候变化或人类活动的差异而得到增强或减弱。因此,城市化对绿地碳储量的相对间接影响 (Indirect impact, ω_i) 可以通过量化观测到的碳储量与零影响线之间的相对变化进行衡量:

$$\omega_i = \frac{C_{obs} - C_{zi}}{C_{zi}} \times 100\% \quad (5)$$

零影响线以上的观测点表示城市化对绿地碳储量存在积极的间接影响,反之亦然。为了表征城市绿地碳储量和城市化强度之间的空间关系,以 0.01 间隔获取每个城市化强度间隔内城市绿地碳储量的均值。继 Zhang 等后^[29],本文采用三次多项式模型来拟合二者之间的关系:

$$y = a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + c \quad (6)$$

式中, y 是观测到的城市绿地碳储量 (C_{obs}), x 是城市化强度 (β)。拟合模型的决定系数 R^2 为 0.97。此外,本文也进一步获取了间接影响与城市化强度之间的关系,其 R^2 为 0.86。

2.5 碳储存城乡差异的驱动因素分析

城市绿地碳储存具有显著城乡差异,可能受到城市绿地系统内部性状和外部环境的共同驱动。因此,为了研究不同城乡梯度下引起城市绿地碳储存城乡差异的潜在原因,本文选择了 12 个驱动因素,包括 5 个景观指数(表 1)、2 个气候因素和 5 个人类活动因素(表 2)。

相关分析和随机森林回归分析被共同用于分析城市绿地碳储存与上述驱动因素之间的相关性和特征重要性。首先,以 0.01 的城市化强度为界,分别统计每个城市化强度间隔内每个潜在驱动因素的均值。然后,基于 Pearson 相关分析计算城市绿地碳储量与上述变量之间的相关性,并进行 5% 显著性水平的 t 检验。最后,基于随机森林回归模型(拟合优度为 97.6%)的 MDA 参数衡量所选变量的相对重要性。MDA 越高,该变量的相对重要性越高。

3 结果与分析

3.1 城市绿地碳储存空间格局分析

基于随机森林分类模型,获取了研究区城市绿地的空间格局(图 5)。结果显示,2022 年武汉市建成区内城市绿地景观较为破碎,呈现出高度空间异质性。较大的绿地斑块主要分布在武汉市城区外围区域,越靠近城市核心区,城市绿地越少。2022 年武汉市主要建成区内城市绿地总面积为 1677 km²,占研究区总面积的 36.78%。其中,一环交通环路内城市绿地面积最少(4.2 km²),仅占绿地总面积的 0.25%;四环外城市绿地面积最多(1392.7 km²),占绿地总面积的 83.05%。随着交通环线由一环向环外延展,城市绿地覆盖率呈现出线性上升的趋势。环外具有最高的城市绿地覆盖率,达到 52.24%。其他交通环线内城市绿地覆盖率普遍较低,特别是一环和二环,其城市绿地覆盖率尚未达到 15%。

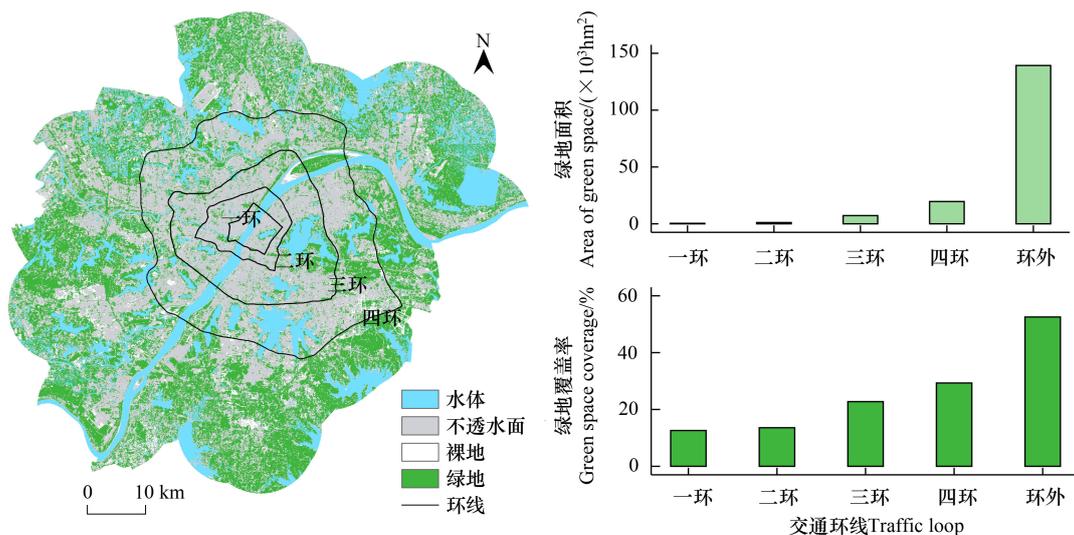


图 5 城市绿地空间分布及其沿交通环线分析

Fig.5 Spatial distribution of urban green spaces and its associated analysis along with the traffic loop

基于构建的区域城市绿地碳储量评估模型,对武汉市建成区内的城市绿地碳储存进行了模拟和预测。结果显示,2022 年武汉市建成区城市绿地共储存 10906 Gg C (1Gg = 10⁹ g),绿地碳密度位于 0 至 383 Mg C/hm²,平均碳密度 23.92 Mg C/hm²(图 6)。城市绿地碳储量具有显著的空间异质性,呈现出由城市核心区向郊区放射式增加的趋势。高碳储存区主要分布在城市森林、风景区和保护区等高植被覆盖度区域。低碳密度储存区往往与城市不透水面相邻,多位于城市核心区和建成区,或是城市周边农业设施集聚的乡村区域。此外,随着交通环线从一环向环外蔓延,城市绿地碳密度也逐渐增加。一环内城市绿地碳储量仅为 35 Gg C,而四环外绿地碳储量达到 8887 Gg C。四环外每公顷城市绿地能够储存 33.53 Mg C,是一环绿地碳储存的 256.6 倍。三环和四环城市绿地储存 CO₂的能力相似,分别为 18.72 Mg C/hm²和 19.34 Mg C/hm²。一环内城市绿地碳储存能力最弱,仅为 10.37 Mg C/hm²,这意味着在武汉市一环内每公顷土地上所能储存 CO₂仅为 10 吨。

3.2 城市绿地碳储存城乡差异分析

基于随机森林分类获取的城市不透水面,量化了研究区内的城市化强度的空间分布(图 7)。结果显示,武汉市建成区内城市化强度呈现出中心高、周边弱的空间格局。城市化强度总体上随着交通环线及对外交通轴线的蔓延而减弱。随着城市化强度的增加,城市绿地碳储量呈现出持续下降的趋势,说明城市化对城市绿地碳储量的影响始终是消极的。但是在剥离城市化对城市绿地碳储量的直接消极影响后,还存在一定的积极间接影响,且普遍存在于 0.9 以上的城市化强度区间内。

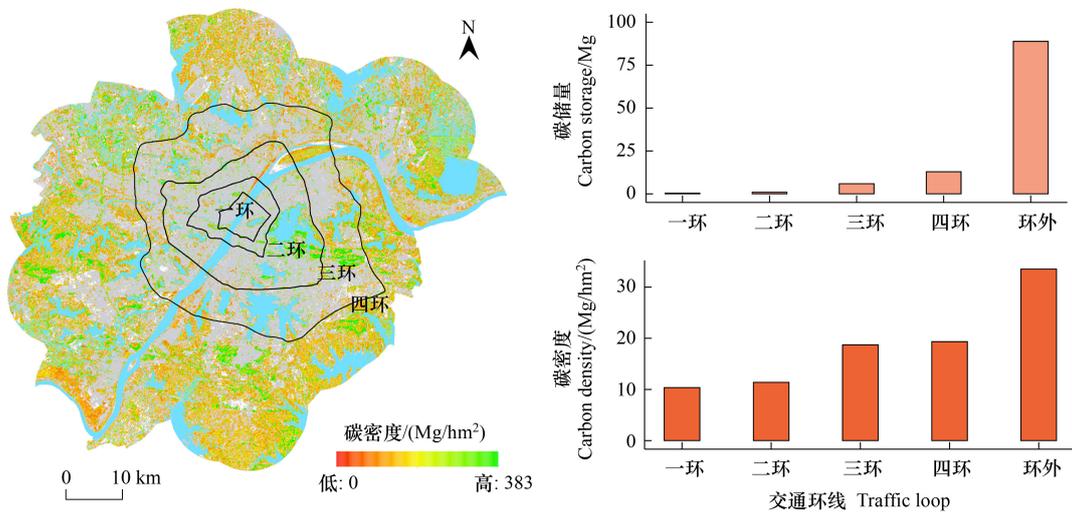


图 6 城市绿地碳密度空间分布及其沿环线分析

Fig.6 Spatial distribution of urban green spaces carbon density and its associated analysis along the traffic loop

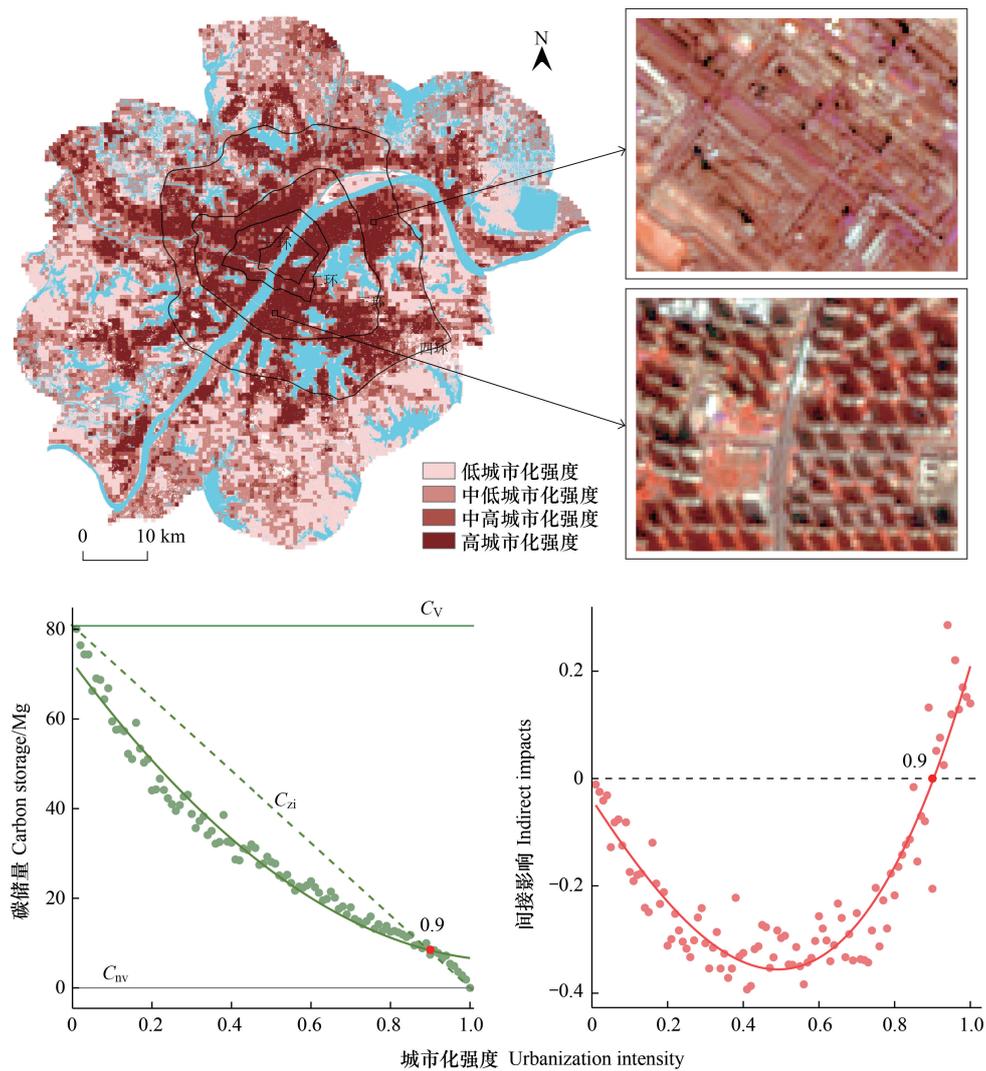


图 7 城市化强度空间格局及其与城市绿地碳储量的空间关系

Fig.7 Spatial pattern of urbanization intensity and its spatial relationship on urban green space carbon storage

在整个城乡梯度上,城市化对城市绿地碳储量的平均间接影响为-0.2,说明城市化对城市绿地碳储量总体呈现出消极间接影响。随着城市化强度的增加,城市化对城市绿地碳储量的间接影响呈现出“V”型的变化趋势,即先减少再增加。城市化对城市绿地碳储量的间接影响从低城市化水平区间到中高城市化水平区间逐渐减少,但从中高城市化水平区间到高城市化水平区间又再次增加。当城市化强度低于 0.9 时,积极间接影响难以完全抵消城市化直接引起的绿地碳损失;当城市化强度高于 0.9 时,城市化通过城市绿化行动、屋顶绿化、公园建设等行为在一定程度上促进城市城市绿地碳储量的积累。因此,0.9 的城市化强度可被定义为城市化对城市绿地碳储量间接影响由消极效应转变为积极效应的阈值。

3.3 城市绿地碳储存驱动因素分析

基于相关分析和回归分析,衡量了城市绿地碳储量与 12 种潜在驱动因素在不同城市化强度区间内的相关性和特征重要性(图 8)。结果显示,在整体城乡梯度上($0 \leq \beta \leq 1$),除聚集指数外,城市绿地碳储量与其他 12 个驱动因素均显著相关($P < 0.05$)。对于城市绿地系统内部性状的 5 种驱动因素而言,平均形状指数、景观分离度和 Shannon 多样性与城市绿地碳储量正相关,而斑块面积百分比与城市绿地碳储量负相关。对于城市绿地系统外部环境驱动因素而言,气温、降水和距道路距离与城市绿地碳储量呈现出正相关的关系,而地表温度、人口密度、PM_{2.5}和夜间灯光呈现出负相关的关系。这说明在城市环境中,气候变化能够为城市绿地碳储量带来积极的效应,而城市热岛、人口扩张、空气污染和经济发展往往对城市绿地碳储量产生消极的影响。

分析表明,在不同的城市化强度区间内,12 种驱动因素与城市绿地碳储量的相关程度和方向也有所不同。对于城市绿地系统外部环境气候变化和人类活动而言,气候变化和距道路距离在不同的城市化强度区间内始终与城市绿地碳储量呈现出正相关关系,而其他人类活动则呈现出负相关关系。这说明城市绿地系统外部环境的变化对城市绿地碳储量在城乡梯度上具有较高的一致性。然而,城市绿地系统内部性状驱动因素与城市绿地碳储量的相关性在不同的城市化强度区间内存在显著差异。例如,在低($0 < \beta \leq 0.25$)和中低($0.25 < \beta \leq 0.5$)城市化强度区间内,平均形状指数和 Shannon 多样性与城市绿地碳储量负相关,但在中高城市化强度($0.5 < \beta \leq 0.75$)和高城市化强度($0.75 < \beta \leq 1$)区间内呈现出正相关关系。其他景观指数在不同城市化强度区间内也存在一定的差异。这说明,城市绿地碳储量对城市绿地系统内部性状驱动因素存在显著的城乡差异。

进一步,基于随机森林回归模型揭示了 12 种潜在驱动因素对城市绿地碳储量的影响强度。MDA 越高,说明该特征越重要,影响强度越大。结果显示,在总体城乡梯度上($0 \leq \beta \leq 1$),地表温度是最重要的驱动因素,其次是夜间灯光,说明人类活动显著影响了城市绿地碳储量的城乡差异。但潜在驱动因素对城市绿地碳储量的影响强度在不同的城市化强度区间内具有较大的差异。结果显示,在低($0 < \beta \leq 0.25$)、中低($0.25 < \beta \leq 0.5$)和中高城市化强度($0.5 < \beta \leq 0.75$)内,城市绿地系统内部性状是影响城市绿地碳储量城乡差异的关键驱动因素,而在高城市化强度($0.75 < \beta \leq 1$)区间内,人口密度是最重要的驱动因素。这可能是由于高强度城市化区间内,密集的人口对城市绿地的侵占和干扰更为强烈。

在不同的城市化强度区间内,城市绿地系统内部性状和外部环境对城市绿地碳储量的影响强度和影响方向都存在一定的差异。但不可否认,这些驱动因素都显著影响了城市绿地碳储量的城乡差异。在进行城市规划和设计时,有必要将城市绿地系统内部性状和外部环境共同纳入考虑范围,针对性管控不同梯度上的驱动因素,从而全面提升整体城乡范围的城市绿地碳储量,促进城市低碳建设、实现城市“双碳”目标。

4 讨论

4.1 城市化与城市绿地碳储存之间的复杂关系

城市地区是全球环境变化的典型区域,揭示城市化与城市绿地碳储量的空间关系对于改善城市治理、实现城市碳中和具有重要意义。城市绿地作为城市范围内唯一的自然直接碳汇,在提供娱乐服务、改善生物多样性、吸收CO₂等方面发挥着重要作用^[47]。然而,快速城市化对城市绿地碳储量产生重大影响,特别是在人

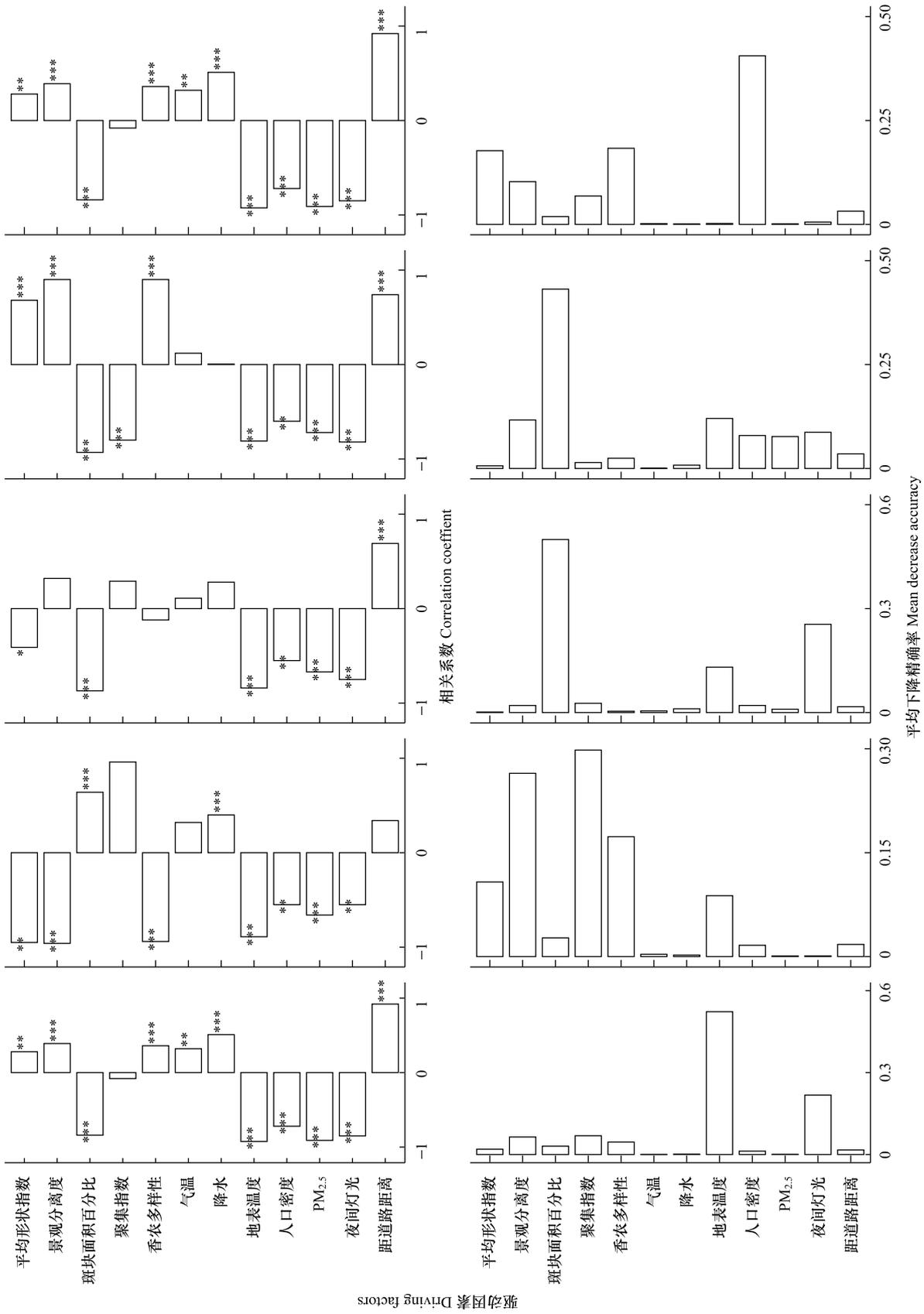


图8 城市绿地碳储量与12种潜在驱动因素在城乡梯度上的相关性和特征重要性
 Fig. 8. Correlation and feature importance between urban green space carbon storage and 12 potential driving factors along with the urban-rural gradient
 显著性水平: * $P < 0.05$, ** $P < 0.01$, *** $P < 0.001$, **** $P < 0.0001$

口密度高、土地紧缺的高度城市化地区^[48]。本文以我国长江中游最大的城市——武汉市为例,探索高度城市化地区城市绿地碳储量的城乡差异及其潜在影响因素。研究结果显示,2022年武汉市城市绿地碳储量 10906 Gg C,平均碳密度 23.92 Mg C/hm²。随着城市化强度的增加,城市绿地碳密度呈现线性下降的趋势,这可能与武汉市近年来剧烈的城市扩张有关^[49]。1990年至2020年,武汉市建成区面积由 550.72 km²增加至 1895.83 km²,年均增幅 44.82 km²^[50]。大量自然表面被迫转变为不透水面导致城市绿地碳储量显著丧失。Liu 等^[51]发现 2000 至 2013 年期间耕地向建筑用地的转变导致武汉市损失 321.51 Gg C。城市扩张极大影响了城市绿地应对气候变化的能力^[52]。

然而,本文进一步发现,当城市化强度大于 0.9 时,城市化能够间接促进武汉市城市绿地碳储量的积累,这与前人研究结果一致^[12, 53]。例如,Zhong 等^[53]发现当城市化强度达到 0.8 时,城市化所引起的间接影响补偿了约 17%的植被净初级生产总值损失;Briber 等^[54]发现城市化后残余森林中树木的生物量积累速度也有所增加。城市化不仅对城市绿地碳储存产生直接负面影响,还存在广泛的积极间接影响。这可能是由于城市化改变了植被生物量的分配方式^[55]。一方面,高强度城市化区域通常意味着更多的建成区和更少的绿色空间,导致植被光合作用过程所需的可用光线变少。为了减少光照限制,植被可能会增加对芽叶的相对生物量分配^[56],从而促进城市绿地碳储量积累。另一方面,相比于农村区域,城市化引起的局部城市热岛效应也可能延长城市植被的生长季从而储存更多的 CO₂^[14]。此外,地方政府往往更关注高度发达的城市核心区和建成区的城市植被管理,对生态治理投入更多的资源,从而促进城市绿地碳储存^[57]。

4.2 城市绿地碳储存城乡驱动差异

城市绿地碳储量具有显著的城乡差异,可能受到多种驱动因素的共同影响,如城市绿地系统内部性状和外部环境。绿地系统的内部性状决定了绿色植被进行光合作用储存 CO₂的关键过程,例如树龄、林分结构、绿地形状、绿地面积和土壤类型等^[58]。城市绿地碳储量还受到城市绿地系统外部环境的干扰,主要是气候变化和人类活动。例如,Li 等^[17]以我国 369 个城市为例,发现人口集约化、经济增长和城市化显著影响了我国城市生态系统碳储量,特别是在内陆地区。本文研究结果也表明,城市绿地碳储存受到城市绿地系统内部性状(景观结构)和外部环境(气候变化和人类活动)的共同驱动,导致显著的城乡差异。并且,这种相关关系和影响强度在不同的城市化强度区间上也存在较大的差异。

随着国土空间规划政策的进一步实施,我国现行城市规划政策逐渐由城市扩张的增长模式转变为内部更新的优化模式^[59]。尽管城市化长期以来都被视为生态退化的主导因素,但高度城市化地区可以且必须被转化为未来城市可持续发展的机遇^[60]。通过科学调控影响城市绿地碳储量城乡差异的驱动因素,为提高城市绿地碳储量从而促进城市可持续发展提供了巨大的机会。胡娟等^[61]提出,经济增长通过建立生态补偿机制能够降低经济发展对生态环境的负面影响。一般而言,发达经济体可以加强城市生态保护,增加生态治理投入,从而改善生态环境、增加碳储存。Liu 等^[62]也认为,人口规模能够提高居民的环境保护意识从而增加碳汇。2022年武汉市建成区内城市绿地碳密度处于中等偏高的水平(23.92 Mg C/hm²)。尽管略高于全国城市的平均水平(21.34 Mg C/hm²)^[63],但与其他城市相比武汉市城市绿地碳储量仍存在较大的提升空间,如沈阳市(33.2 Mg C/hm²)^[64],杭州市(30.25 Mg C/hm²)^[8],美国(76.9 Mg C/hm²)^[65]。未来,通过合理调控城市绿地系统内部性状和外部环境多种要素提升城市绿地碳储量、促进城市可持续发展应该引起高度重视,例如提高绿地比例、减少城市绿地破碎化、增加城市绿地集聚程度、控制经济发展、调控城市人口等策略。

4.3 局限性与展望

本文通过结合城市化强度和 12 种驱动因素,深入剖析不同城乡梯度下城市绿地碳储量的城乡差异及其潜在原因,为改善城市生态环境、实现城市碳中和提供了科学支撑,但仍存在一些局限性。首先,在进行城市绿地样方碳储量解译时,由于城市植被不能被随便破坏,无法采伐植株进行实验室测定,使用的异速生长方程来源于天然森林生态系统,可能会高估城市绿地碳储量。其次,尽管本文探讨城市绿地系统内部性状和外部环境对城市绿地碳储量城乡差异的影响,但由于数据的限制,难以深入探讨树种、树高、胸径、群落结构、土壤

质地、林分结构、氮沉降、碳沉降等因素对城市绿地碳封存的影响,未来有必要进行考虑。此外,本文采用相关性分析和随机森林回归模型探索了引起城市绿地碳封存城乡差异的关键驱动因素,但未来有必要深入探索城市绿地内部性状和外部环境对城市绿地碳封存的影响机制,如采用结构方程模型、人工神经网络模型或实验模拟等方法,进一步明晰不同驱动因素对城市绿地碳封存的直接影响和间接影响效应,从而为城市绿地碳汇提升提供更全面的支撑。

5 结论

(1) 2022年,武汉市建成区内城市绿地面积为1677 km²,占研究区总面积的36.78%。城市绿地碳储存总量为10906 Gg C,呈现出由城市核心区向郊区放射式增加的空间格局。城市绿地碳密度异质性介于0至383 Mg C/hm²之间,平均碳密度为23.92 Mg C/hm²。

(2) 在城乡梯度上,随着城市化强度的增加,城市绿地碳储量呈现出线性下降的趋势。在控制城市化对城市绿地碳储量的直接消极影响后,还存在一定的积极间接影响。这些间接影响随着城市化强度的增加呈现出“V”型的变化趋势,即先减少再增加。当城市化强度高于0.9时,城市化对城市绿地碳储量的间接影响由消极效应转变为积极效应。

(3) 城市绿地碳储量受到城市绿地系统内部性状和外部环境的共同驱动。在整体城乡梯度上,平均性状指数、景观分离度、Shannon多样性、气温、降水和距道路距离与城市绿地碳储量呈现出正相关的关系,而斑块面积百分比、地表温度、人口密度、PM_{2.5}和夜间灯光与城市绿地碳储量负相关关系。相比于景观结构和气候变化,人类活动是影响城市绿地碳储量城乡差异的关键驱动因素,特别是地表温度和夜间灯光。然而,这种相关关系和影响强度在不同的城市化强度区间上有所不同。

参考文献(References):

- [1] Karl T R, Nicholls N, Gregory J. The coming climate. *Scientific American*, 1997, 276(5): 78-83.
- [2] Grimm N B, Faeth S H, Golubiewski N E, Redman C L, Wu J G, Bai X, Briggs J M. Global change and the ecology of cities. *Science*, 2008, 319(5864): 756-760.
- [3] Li P Y, Wang Z H. Environmental co-benefits of urban greening for mitigating heat and carbon emissions. *Journal of Environmental Management*, 2021, 293: 112963.
- [4] McPherson E G, Simpson J R. Potential energy savings in buildings by an urban tree planting programme in California. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2003, 2(2): 73-86.
- [5] Zhang D, Zheng H F, Ren Z B, Zhai C, Shen G Q, Mao Z X, Wang P J, He X Y. Effects of forest type and urbanization on carbon storage of urban forests in Changchun, Northeast China. *Chinese Geographical Science*, 2015, 25(2): 147-158.
- [6] Kanniah K D, Muhamad N, Kang C S. Remote sensing assessment of carbon storage by urban forest. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2014, 18: 012151.
- [7] Sun Y, Xie S, Zhao S Q. Valuing urban green spaces in mitigating climate change: a city-wide estimate of aboveground carbon stored in urban green spaces of China's capital. *Global Change Biology*, 2019, 25(5): 1717-1732.
- [8] Zhao M, Kong Z H, Escobedo F J, Gao J. Impacts of urban forests on offsetting carbon emissions from industrial energy use in Hangzhou, China. *Journal of Environmental Management*, 2010, 91(4): 807-813.
- [9] Lu D S, Mausell P, Brondizio E, Moran E. Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. *Forest Ecology and Management*, 2004, 198(1/2/3): 149-167.
- [10] Li F, Jiang L, Wang X F, Zhang X Q, Zheng J J, Zhao Q J. Estimating grassland aboveground biomass using multitemporal MODIS data in the West Songnen Plain, China. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2013, 7(1): 073546.
- [11] Jo H K, McPherson G E. Carbon storage and flux in urban residential greenspace. *Journal of Environmental Management*, 1995, 45(2): 109-133.
- [12] Guan X B, Shen H F, Li X H, Gan W X, Zhang L P. A long-term and comprehensive assessment of the urbanization-induced impacts on vegetation net primary productivity. *Science of the Total Environment*, 2019, 669: 342-352.
- [13] Yu D Y, Shao H B, Shi P J, Zhu W Q, Pan Y Z. How does the conversion of land cover to urban use affect net primary productivity? A case study in Shenzhen city, China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(11): 2054-2060.
- [14] Liu X P, Pei F S, Wen Y Y, Li X, Wang S J, Wu C J, Cai Y L, Wu J G, Chen J, Feng K S, Liu J G, Hubacek K, Davis S J, Yuan W P, Yu L, Liu Z. Global urban expansion offsets climate-driven increases in terrestrial net primary productivity. *Nature Communications*, 2019, 10

- (1): 5558.
- [15] Zhao S Q, Liu S G, Zhou D C. Prevalent vegetation growth enhancement in urban environment. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2016, 113(22): 6313-6318.
- [16] Kabano P, Lindley S, Harris A. Evidence of urban heat island impacts on the vegetation growing season length in a tropical city. *Landscape and Urban Planning*, 2021, 206: 103989.
- [17] Li Y H, Jiang H Z, Zhang B, Yao S, Gao X Y, Zhang J S, Hua C. Comparative evaluation of multi-scale spatiotemporal variability and drivers of carbon storage: an empirical study from 369 cities, China. *Ecological Indicators*, 2023, 154: 110568.
- [18] 戴尔阜, 黄宇, 吴卓, 赵东升. 内蒙古草地生态系统碳源/汇时空格局及其与气候因子的关系. *地理学报*. 2016. 71(1): 21-34.
- [19] Zhang W M, Randall M, Jensen M B, Brandt M, Wang Q, Fensholt R. Socio-economic and climatic changes lead to contrasting global urban vegetation trends. *Global Environmental Change*, 2021, 71: 102385.
- [20] Wang X H, Piao S L, Ciais P, Friedlingstein P, Myeni R B, Cox P, Heimann M, Miller J, Peng S S, Wang T, Yang H, Chen A P. A two-fold increase of carbon cycle sensitivity to tropical temperature variations. *Nature*, 2014, 506(7487): 212-215.
- [21] Maschler J, Bialic-Murphy L, Wan J, Andresen L C, Zohner C M, Reich P B, Lüscher A, Schneider M K, Müller C, Moser G, Dukes J S, Schmidt I K, Bilton M C, Zhu K, Crowther T W. Links across ecological scales: Plant biomass responses to elevated CO₂. *Global Change Biology*, 2022, 28(21): 6115-6134.
- [22] Zhang X X, Brandt M, Tong X W, Ciais P, Yue Y M, Xiao X M, Zhang W M, Wang K L, Fensholt R. A large but transient carbon sink from urbanization and rural depopulation in China. *Nature Sustainability*, 2022, 5: 321-328.
- [23] Calladine J, Jarrett D, Wilson M, Edwards C. Stand structure and breeding birds in managed Scots pine forests: some likely long-term implications for continuous cover forestry. *Forest Ecology and Management*, 2017, 397: 174-184.
- [25] van der Sande M T, Poorter L, Kooistra L, Balvanera P, Thonicke K, Thompson J, Arets E J M M, Garcia Alaniz N, Jones L, Mora F, Mwampamba T H, Parr T, Peña-Claros M. Biodiversity in species, traits, and structure determines carbon stocks and uptake in tropical forests. *Biotropica*, 2017, 49(5): 593-603.
- [26] Shi N, Yu Y, Liang S T, Ren Y C, Liu M Q. Effects of urban green spaces landscape pattern on carbon sink among urban ecological function areas at the appropriate scale: a case study in Xi'an. *Ecological Indicators*, 2024, 158: 111427.
- [27] Chen Y Z, Feng X M, Tian H Q, Wu X T, Gao Z, Feng Y, Piao S L, Lv N, Pan N Q, Fu B J. Accelerated increase in vegetation carbon sequestration in China after 2010: a turning point resulting from climate and human interaction. *Global Change Biology*, 2021, 27(22): 5848-5864.
- [28] Li X C, Gong P, Zhou Y Y, Wang J, Bai Y Q, Chen B, Hu T Y, Xiao Y X, Xu B, Yang J, Liu X P, Cai W J, Huang H B, Wu T H, Wang X, Lin P, Li X, Chen J, He C Y, Li X, Yu L, Clinton N, Zhu Z L. Mapping global urban boundaries from the global artificial impervious area (GAIA) data. *Environmental Research Letters*, 2020, 15(9): 094044.
- [29] Zhang L, Yang L, Zohner C M, Crowther T W, Li M C, Shen F X, Guo M, Qin J, Yao L, Zhou C H. Direct and indirect impacts of urbanization on vegetation growth across the world's cities. *Science Advances*, 2022, 8(27): eabo0095.
- [30] Guertal E A. Carbon sequestration in turfed landscapes: a review. *Carbon sequestration in urban ecosystems*, 2012: 197-213.
- [31] 陈文波, 肖笃宁, 李秀珍. 景观指数分类、应用及构建研究. *应用生态学报*, 2002, 13(1): 121-125.
- [32] Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [33] Wang C K. Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forests. *Forest Ecology and Management*, 2006, 222(1/2/3): 9-16.
- [34] 方精云, 刘国华, 徐嵩龄. 我国森林植被的生物量和净生产量. *生态学报*, 1996, 16(5): 497-508.
- [35] Nowak D J. Atmospheric carbon dioxide reduction by Chicago's urban forest. *Chicago's urban forest ecosystem: Results of the Chicago urban forest climate project*, 1994: 83-94.
- [36] He H J, Zhang C Y, Zhao X H, Foussemi F, Wang J S, Dai H J, Yang S, Zuo Q. Allometric biomass equations for 12 tree species in coniferous and broadleaved mixed forests, Northeastern China. *PLoS One*, 2018, 13(1): e0186226.
- [37] Dong L H, Zhang L J, Li F R. Developing additive systems of biomass equations for nine hardwood species in Northeast China. *Trees*, 2015, 29(4): 1149-1163.
- [38] 谢宗强, 王杨, 唐志尧, 徐文婷. 中国常见灌木生物量模型手册. 北京: 科学出版社, 2018.
- [39] 罗云建. 中国主要林木生物量模型手册. 北京: 中国林业出版社, 2015.
- [40] 周国逸, 尹光彩, 唐旭利, 温达志, 刘昌平, 矿远文, 王万同. 中国森林生态系统碳储量——生物量方程. 北京: 科学出版社, 2018.
- [41] 李海奎. 中国森林植被生物量和碳储量评估. 北京: 中国林业出版社, 2010.
- [42] 白保勋, 焦书道, 陈东海. 河南中北部 38 个常见树种的生物量与固碳特征分析. *西部林业科学*, 2017, 46(1): 79-84.
- [43] 马学威, 熊康宁, 张俞, 赖佳丽, 张仕豪, 季传泽. 森林生态系统碳储量研究进展与展望. *西北林学院学报*, 2019. 34(5): 62-72.
- [44] 汤煜, 石铁矛, 卜英杰, 石羽. 城市绿地碳储量估算及空间分布特征. *生态学杂志*, 2020. 39(4): 1387-1398.
- [45] Yao R, Wang L C, Huang X, Zhang W W, Li J L, Niu Z G. Interannual variations in surface urban heat island intensity and associated drivers in

- China. *Journal of Environmental Management*, 2018, 222: 86-94.
- [46] Jia W X, Zhao S Q, Zhang X Y, Liu S G, Henebry G M, Liu L L. Urbanization imprint on land surface phenology: the urban-rural gradient analysis for Chinese Cities. *Global Change Biology*, 2021, 27(12): 2895-2904.
- [47] Pasher J, McGovern M, Houry M, Duffe J. Assessing carbon storage and sequestration by Canada's urban forests using high resolution earth observation data. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2014, 13(3): 484-494.
- [48] Seto K C, Güneralp B, Hutyrá L R. Global forecasts of urban expansion to 2030 and direct impacts on biodiversity and carbon pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2012, 109(40): 16083-16088.
- [49] Wang Y, Li X M, Zhang F, Wang W W, Xiao R B. Effects of rapid urbanization on ecological functional vulnerability of the land system in Wuhan, China: a flow and stock perspective. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 248: 119284.
- [50] Zhong J, Liu J F, Jiao L M, Lian X H, Xu Z B, Zhou Z Z. Assessing the comprehensive impacts of different urbanization process on vegetation net primary productivity in Wuhan, China, from 1990 to 2020. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 75: 103295.
- [51] Liu S S, Du W, Su H, Wang S Q, Guan Q F. Quantifying impacts of land-use/cover change on urban vegetation gross primary production: a case study of Wuhan, China. *Sustainability*, 2018, 10(3): 714.
- [52] Tao Y, Li F, Wang R S, Zhao D. Effects of land use and cover change on terrestrial carbon stocks in urbanized areas: a study from Changzhou, China. *Journal of Cleaner Production*, 2015, 103: 651-657.
- [53] Zhong Q Y, Ma J, Zhao B, Wang X X, Zong J M, Xiao X M. Assessing spatial-temporal dynamics of urban expansion, vegetation greenness and photosynthesis in megacity Shanghai, China during 2000—2016. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111374.
- [54] Briber B M, Hutyrá L R, Reinmann A B, Raciti S M, Dearborn V K, Holden C E, Dunn A L. Tree productivity enhanced with conversion from forest to urban land covers. *PLoS One*, 2015, 10(8): e0136237.
- [55] Reich P B, Luo Y J, Bradford J B, Poorter H, Perry C H, Oleksyn J. Temperature drives global patterns in forest biomass distribution in leaves, stems, and roots. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2014, 111(38): 13721-13726.
- [56] Garnier E. Resource capture, biomass allocation and growth in herbaceous plants. *Trends in Ecology & Evolution*, 1991, 6(4): 126-131.
- [57] Sun L Q, Chen J, Li Q L, Huang D. Dramatic uneven urbanization of large cities throughout the world in recent decades. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 5366.
- [58] Wang H H, Yue C, Mao Q Q, Zhao J, Ciais P, Li W, Yu Q, Mu X M. Vegetation and species impacts on soil organic carbon sequestration following ecological restoration over the Loess Plateau, China. *Geoderma*, 2020, 371: 114389.
- [59] van Vliet J, Verburg P H, Grădinaru S R, Hersperger A M. Beyond the urban-rural dichotomy: towards a more nuanced analysis of changes in built-up land. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 74: 41-49.
- [60] Lu Y L, Zhang Y Q, Cao X H, Wang C C, Wang Y C, Zhang M, Ferrier R C, Jenkins A, Yuan J J, Bailey M J, Chen D L, Tian H Q, Li H, von Weizsäcker E U, Zhang Z X. Forty years of reform and opening up: China's progress toward a sustainable path. *Science Advances*, 2019, 5(8): eaau9413.
- [61] 胡娟, 李臻, 郝颖. 政府调控下经济增长与生态质量的和谐路径——兼论中国生态补偿制度的再设计. *中南财经政法大学学报*, 2021(2): 126-137.
- [62] Liu X, Wang P, Song H, Zeng X Y. Determinants of net primary productivity: low-carbon development from the perspective of carbon sequestration. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 172: 121006.
- [63] Chen W Y. The role of urban green infrastructure in offsetting carbon emissions in 35 major Chinese Cities: a nationwide estimate. *Cities*, 2015, 44: 112-120.
- [64] Liu C F, Li X M. Carbon storage and sequestration by urban forests in Shenyang, China. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2012, 11(2): 121-128.
- [65] Nowak D J, Crane D E. Carbon storage and sequestration by urban trees in the USA. *Environmental Pollution*, 2002, 116(3): 381-389.