

DOI: 10.20103/j.stxb.202501200177

侯海艳, 龚梦霞, 和娟, 陈香月, 刘贤赵, 王成, 黎夏. 气候和土地利用变化对长株潭地区净生态系统碳交换量的影响. 生态学报, 2026, 46(6):

Hou H Y, Gong M X, He J, Chen X Y, Liu X Z, Wang C, Li X. The impact of climate and land use changes on the net ecosystem exchange in the Chang-Zhu-Tan Region. Acta Ecologica Sinica, 2026, 46(6):

# 气候和土地利用变化对长株潭地区净生态系统碳交换量的影响

侯海艳<sup>1,2</sup>, 龚梦霞<sup>1,2</sup>, 和娟<sup>3</sup>, 陈香月<sup>2</sup>, 刘贤赵<sup>2</sup>, 王成<sup>1,4</sup>, 黎夏<sup>5,\*</sup>

1 湖南科技大学地理空间信息技术国家地方联合工程实验室, 湘潭 411201

2 湖南科技大学地球科学与空间信息工程学院, 湘潭 411201

3 中国地质大学(北京)土地科学技术学院, 北京 100083

4 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

5 华东师范大学地理科学学院, 上海 200241

**摘要:**在全球变暖背景下, 解析区域土地利用变化对陆-气间碳交换量的影响, 对于提升陆地碳吸收能力和实现“双碳”目标具有重要意义。长株潭地区, 作为湖南省经济、文化与生态核心区域, 近几十年来土地利用格局和植被结构发生了显著变化, 对陆地生态系统碳收支产生了深远影响。基于 1km 分辨率气候驱动数据、CO<sub>2</sub> 浓度和 30 米分辨率土地利用数据, 结合 LPJ-GUESS 模型, 模拟了 1980 年至 2023 年间不同驱动条件下长株潭区域净生态系统碳交换(NEE)的时空分布特征, 并进一步分解了气候变化和土地利用变化对 NEE 的影响权重。研究结果表明: (1) 过去 40 多年, 长株潭区域城市化进程迅猛发展, 主要以耕地和林地的减少为代价, 成为陆地生态系统碳损失的关键驱动力; (2) 全域 NEE 以每年 44.44 GgC/a 的速率增加, 表现为净碳排放, 其中 98.06% 的区域呈现 NEE 增加趋势; (3) 土地利用变化引起的 NEE 以每年 7.17 GgC/a 的速率增长, 过去 40 余年累计碳排放总量达到 5293.20 GgC, 其中建设用地扩张导致的碳排放约占 37.14%; (4) 气候变化对全域 NEE 的影响占比约 89.75%, 主导了约 93.22% 的区域, 而土地利用变化对 NEE 的影响占比约 10.25%, 主导了约 6.78% 的区域。研究结果为区域土地利用管理与碳中和策略的优化提供了关键科学依据。

**关键词:**土地利用变化; 气候变化; 净生态系统交换; 陆地生态系统碳收支; LPJ-GUESS 模型

## The impact of climate and land use changes on the net ecosystem exchange in the Chang-Zhu-Tan Region

HOU Haiyan<sup>1,2</sup>, GONG Mengxia<sup>1,2</sup>, HE Juan<sup>3</sup>, CHEN Xiangyue<sup>2</sup>, LIU Xianzhao<sup>2</sup>, WANG Cheng<sup>1,4</sup>, LI Xia<sup>5,\*</sup>

1 National-local Joint Engineering Laboratory of Geo-spatial Information Technology, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

2 School of Earth Sciences and Geospatial Information Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

3 School of Land Science and Technology, China University of Geosciences, Beijing 100083, China

4 Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100094, China

5 School of Geographic Sciences, East China Normal University, Shanghai 200241, China

**Abstract:** In the context of global warming, quantifying the impact of regional land-use changes on the terrestrial carbon exchange is essential for enhancing ecosystem carbon sequestration and achieving carbon neutrality goals. The Chang-Zhu-Tan (CZT) region, as the economic, cultural, and ecological core of Hunan Province, has undergone significant changes

**基金项目:**国家自然科学基金重点项目(42130107); 湖南省教育厅科学研究项目(24C0227); 湖南省自然科学基金(2025JJ60254); 民盟湖南省委会参政议政调研课题(XMYBLX202406)

**收稿日期:**2025-01-20; **网络出版日期:**2025-00-00

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: lixia@geo.ecnu.edu.cn

in land use and vegetation structure over the past few decades, deeply influencing the carbon balance of its terrestrial ecosystem. This study employed climate forcing data with a spatial resolution of 1km, CO<sub>2</sub> concentration data, and land-use data with a spatial resolution of 30m, in combination with the LPJ-GUESS model, to simulate the spatiotemporal patterns of net ecosystem exchange (NEE), an indicator of terrestrial carbon balance, in the CZT region from 1980 to 2023 under different driving conditions. The individual contributions of climate and land use change to the NEE in the region were further analyzed. The results showed that: (1) Over the past 40 years, rapid urbanization in the CZT region has led to a substantial reduction in cropland and forest land, becoming the key driver of carbon loss in the ecosystem; (2) The NEE for the region has increased at an annual rate of 44.44 GgC/a, indicating net terrestrial carbon emissions, with 98.06% of the region showing an increasing trend in NEE; (3) Land-use changes have contributed to a NEE increase of 7.17 GgC/a, with a total carbon emission of 5293.20 GgC over the past 40 years, of which the expansion of built-up areas accounted for approximately 37.14%; (4) Climate change has contributed 89.75% to the variation in NEE, dominating approximately 93.22% of the region, while land-use changes accounted for 10.25% of the variation, dominating about 6.78% of the region. These findings provide a scientific foundation for optimizing regional land use management and formulating effective carbon neutrality strategies.

**Key Words:** land use change; climate change; net ecosystem exchange; terrestrial ecosystem carbon budget; LPJ-GUESS model

近几十年来,人类活动(如化石燃料燃烧、土地利用变化等)造成的大气 CO<sub>2</sub> 浓度升高是全球气候变化的主要原因<sup>[1]</sup>。陆地生态系统作为全球碳循环的一个关键组成部分,能够吸收约 30% 的人类活动碳排放,有效缓解了温室效应<sup>[2]</sup>。研究表明,过去几十年,CO<sub>2</sub> 的施肥效应和植树造林行动使得我国成为重要的陆地生态系统碳汇,贡献约占全球碳汇总量的 60%<sup>[3-5]</sup>。因此,巩固和提升陆地生态系统的碳汇功能是减缓大气 CO<sub>2</sub> 浓度上升和全球变暖的重要手段,也是实现我国“双碳”目标的关键途径之一<sup>[6]</sup>。

影响陆地生态系统碳收支的因素主要包括两方面:一方面是气候变化(包括气候因子和 CO<sub>2</sub> 浓度变化)通过影响植被生理生态从而对植被光合作用产生的生物碳累积所造成的影响<sup>[7-8]</sup>,另一方面是人类活动和社会经济发展导致的土地利用类型的转化直接影响陆地生态系统碳储量<sup>[9-10]</sup>。例如,二十世纪中叶以来的全球土地利用变化(例如森林砍伐、农田和城市扩张)极大地改变了陆地生态系统的结构、过程和功能<sup>[11]</sup>。这对生态系统的碳循环模式造成了很大影响,并有可能使得陆地生态系统从碳汇转变为碳源,进一步加速气候变暖进程<sup>[12-13]</sup>。气候和土地利用变化对陆地生态系统-大气之间的碳通量的影响通常是复杂交互、并且在不同时空尺度具有很大的不确定性<sup>[13-15]</sup>。而净生态系统碳交换量(Net Ecosystem Exchange, NEE)是表征陆地碳收支的关键指标,它代表了生态系统与大气之间的净 CO<sub>2</sub> 通量<sup>[16]</sup>。因此,有必要准确估算区域陆地生态系统 NEE 及其时空变化格局,厘清气候变化和土地利用变化的驱动机制及其协同和抵消作用,调整土地利用结构,增加自然植被碳汇,服务于国家碳中和战略目标及区域可持续发展<sup>[6, 17]</sup>。

在全球和大陆尺度上,许多学者关注大气化学成分变化、气候变化、氮沉降以及大尺度土地利用变化(如森林砍伐或植树造林)对陆地生态系统碳收支的影响<sup>[17]</sup>。例如,在全球范围内,部分研究认为高达 60% 的陆地碳汇由大气中 CO<sub>2</sub> 浓度的增加驱动,强调了 CO<sub>2</sub> 浓度上升对全球陆地碳吸收能力的关键作用<sup>[8, 18]</sup>。此外,Piao 等<sup>[19]</sup>指出,气候变化是导致陆地生态系统净碳通量年际变化的主要驱动因素,尤其是北半球陆地生态系统对全球碳循环年际变异的贡献日益增强。尽管在全球尺度上,土地利用变化对陆地碳循环的总体影响相对较小,但在区域尺度上,其贡献可能超过 50%,且具有较大的不确定性<sup>[14, 20]</sup>。例如,中国区域碳汇的增加更多来源于土地利用变化,如植树造林和生态恢复<sup>[4, 21]</sup>。相反,城市土地利用扩张则可能成为区域生态系统碳排放的主要驱动因素<sup>[22-23]</sup>。总体而言,现有研究多聚焦于宏观尺度上气候变化和大气成分变化对碳循环的影

响。然而,这类宏观研究通常采用较低空间分辨率,结果偏于笼统,难以捕捉城市扩张、农田开发等人类活动所导致的碳排放或吸收变化,因而在服务区域碳中和政策制定方面存在局限<sup>[24]</sup>。相比之下,小尺度、精细化研究能够结合局地气候特征与土地利用结构,定量揭示城市扩张与碳损失之间的响应关系,识别碳损失的关键驱动与空间分布模式,从而为机制解析和差异化减排策略提供支持<sup>[25]</sup>。当前,针对特定人类活动热点区域(如快速城市化地区)开展高分辨率、机制明确的陆地生态系统碳收支研究仍较为缺乏,限制了对碳源/碳汇空间异质性与形成机制的深入理解<sup>[26]</sup>。作为我国中部典型城市群,长株潭地区正经历显著的城市扩张,其土地利用格局变化对陆地碳通量的影响亟需开展精细尺度评估<sup>[27]</sup>。基于高分辨率气候数据、土地利用数据和生态过程模型开展的陆-气净碳通量模拟,可为区域碳中和战略提供更具针对性和操作性的科学依据。

本研究以长株潭地区作为研究对象,在 1km 尺度下分析气候变化和土地利用变化对长株潭地区生态系统 NEE 的影响。需要说明的是,文中涉及的“碳收支/碳排放”仅指生态系统层面的碳通量,不包括社会经济活动产生的碳排放。采用基于过程的生态系统模型 Lund-Potsdam-Jena General Ecosystem Simulator (LPJ-GUESS),结合 1980—2023 年 1km 分辨率气候数据、CO<sub>2</sub> 浓度和 11 期(1980、1990、1995、2000、2005、2008、2010、2015、2018、2020、2023 年)30m 分辨率土地利用数据,模拟得到长株潭区域 1km 分辨率 NEE 时空分布格局。研究首先分析了长株潭 40 余年土地利用变化情况。其次全面解析了气候变化(包括气候因子和 CO<sub>2</sub> 浓度)和土地利用变化对研究 NEE 的影响。最后在全域、区县和 1km 尺度分解了气候变化和土地利用变化对研究区 NEE 的影响权重,揭示了区域陆地生态系统碳通量变化的空间差异来源。

## 1 研究区、数据和方法

### 1.1 研究区概况

长株潭地区位于湖南省东部,包括长沙、株洲和湘潭三个城市,共涵盖 23 个区县(图 1)。作为湖南省的经济、文化和交通中心,长株潭城市群也是长江中游城市群的重要组成部分,在区域发展中具有核心地位。该区域属于典型的亚热带湿润气候,四季分明,夏季炎热,冬季较为寒冷,春秋季节气候温和宜人。年均降水量在 1300 至 1600 mm 之间,降水分布较为均匀,但集中在夏季和秋季。年均日照时数大约为 1600 至 1800 h,日照条件较好,为农业生产和植被生长提供了有利的气候基础。长株潭区域的地形特点显著,海拔变化较为明显。总体来看,东部、南部和西部地区海拔较高,分布有丘陵和低山;而中部地区,长沙、株洲和湘潭三市及其周边主要为平原和丘陵地带,海拔相对较低。独特的地形和气候条件造就了该地区植被类型的丰富性和生态系统的多样性。根据植被区划,该区域隶属于中亚热带常绿阔叶林的北部亚地带,涵盖了天然林地、人工林地和农业植被,展现出显著的生态与经济功能。然而,随着城市化进程的加速,尤其是在长株潭一体化背景下,城市扩张对植被分布和生态环境的影响逐步显现,气候变化与土地利用变化进一步加剧了生态系统的压力。区域陆地生态系统碳排放问题也成为“双碳”目标下的重要挑战,亟需平衡经济发展与生态保护的关系,推动区域的可持续发展。

### 1.2 数据来源及数据处理

本研究所用到的土地利用数据来源于中国科学院地理科学与资源研究所(<https://www.resdc.cn/>),该数据基于美国国家航空航天局(NASA)的陆地卫星 Landsat TM/ETM 影像,经人工目视判读生成,空间分辨率为 30m。土地利用数据集包括 1980、1990、1995、2000、2005、2008、2010、2015、2018、2020、2023 年共 11 期。气候驱动数据包括降水、平均气温、最高气温、最低气温、辐射、风速、相对湿度和湿润天数。其中,降水、平均气温、最高气温和最低气温来源于国家青藏高原科学数据中心(<https://www.tpdc.ac.cn/>)的中国 1km 分辨率近地表大气驱动数据集,空间分辨率为 0.0083333°(约 1km),时间跨度为 1901.01—2023.12,本文取 1980.01—2023.12 作为模型驱动数据。而辐射、风速、相对湿度和湿润天数来源于美国气候研究中心空间分辨率为 0.5°的气候驱动数据(CRUNCEP Version 7; <https://rda.ucar.edu/datasets/d314003/>)。CO<sub>2</sub> 浓度数据来源于美国国家海洋和大气管理局(NOAA)下属全球监测实验室(<https://gml.noaa.gov/>)。



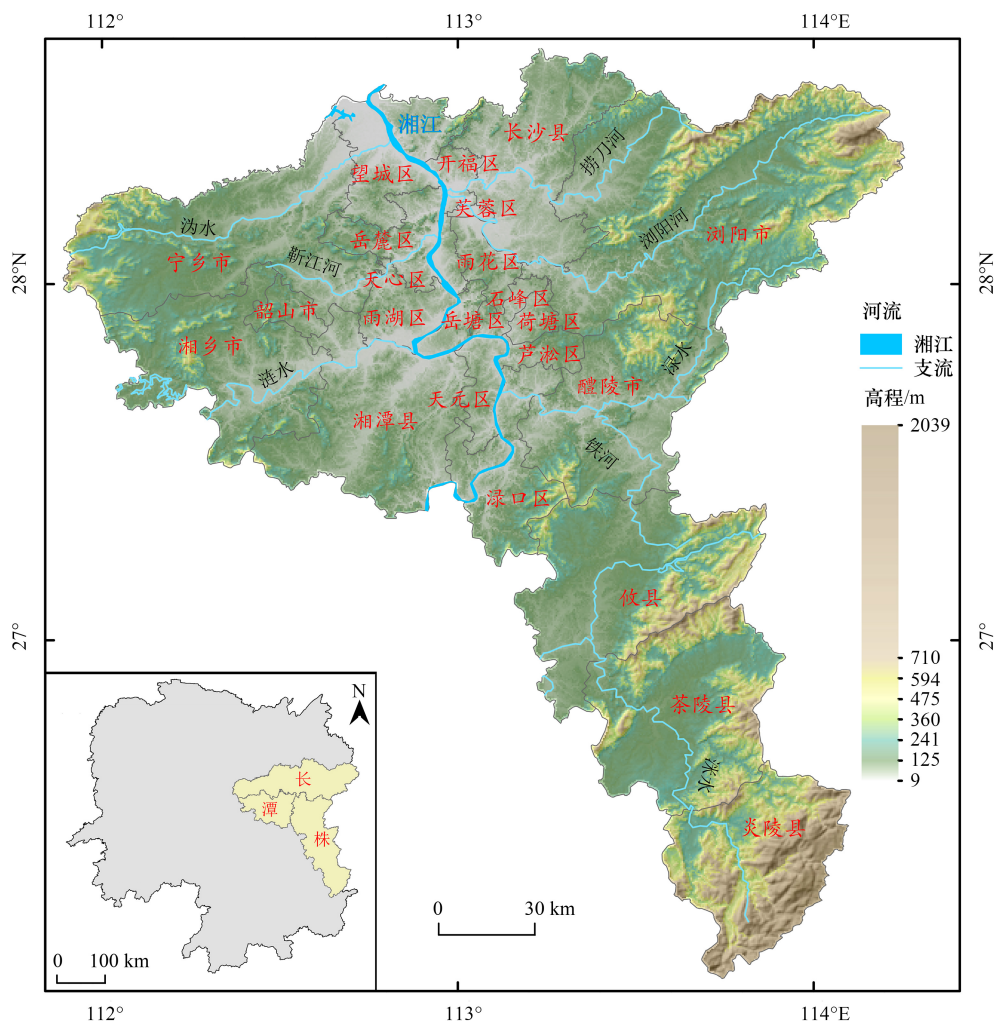


图1 长株潭区位和地形示意图

Fig.1 Location and topographic map of the Chang-Zhu-Tan region

本文基于 30m 空间分辨率土地利用数据,统计 1km×1km 网格内各土地利用类型(包括建筑用地、草地、耕地、林地、水域以及未利用地)的面积,并计算其在该网格内的面积比例,进而得到六类土地利用类型在 1km 网格下的空间分布比例数据。为了实现碳收支模拟在 1980—2023 年间的逐年计算,本文根据已有的 11 期土地利用数据对其余年份进行了插值处理:基于 1km 网格尺度下相邻两个年份间各类土地利用类型的年均变化率,对缺失年份进行了线性插值,从而构建了 1980—2023 逐年土地利用比例数据集。此外,由于 CRUNCEP Version 7 再分析气候数据集的辐射、风速、相对湿度和降雨日数空间分辨率为 0.5°,为与中国 1km 分辨率近地表气候数据保持一致,本研究采用 MATLAB (R2024a) 中二维线性插值方法(interp2 函数)对上述四个气候变量进行空间重采样,从而得到 1km 分辨率辐射、风速、相对湿度和降雨日数气候驱动数据集。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 LPJ-GUESS 模型介绍

本研究基于生态过程模型 LPJ-GUESS v4.1,模拟了 1980—2023 年长株潭地区 1km 分辨率的陆-气净碳通量(NEE)和植被碳密度。LPJ-GUESS 是一个基于过程的动态植被模型,广泛用于模拟区域或全球尺度的陆地生态系统的结构、功能及其对气候变化和人类活动的响应<sup>[28–29]</sup>。该模型通过模拟植被功能类型(Plant Functional Types, PFTs)之间的生长、竞争、凋落、碳与水循环等生态过程,动态重建植被演替和生态系统碳通量<sup>[28]</sup>。LPJ-GUESS 的一个核心特征是采用“地块-群落”结构,即在每个栅格单元内模拟多个独立地块(植被



功能类型),以考虑植被演替和干扰的空间异质性;在每个地块内,植物按照群体模式(Cohort)模拟,即同一斑块内的同类植物以一个平均值表示,提升了模拟效率与生态过程刻画的真实度。模型根据初始土地利用数据和本地环境条件,模拟多个PFT的动态竞争过程,逐步形成稳定的PFT组成及其空间分布。此外,LPJ-GUESS模型集成了气孔导度调节、光合响应、土壤水分动态、火灾扰动、甲烷等关键生态过程,并能模拟NEE、植被生产力(GPP、NPP)、蒸散发等重要指标<sup>[30]</sup>。因此,该模型在全球变化生态学、陆地碳循环研究及碳中和政策评估中具有重要应用价值。长株潭区域内LPJ-GUESS模型中各主要植被功能类型的关键参数设定见表1<sup>[28—32]</sup>。

表1 LPJ-GUESS模型中长株潭地区主要植被功能类型及其主要参数设置

Table 1 The main plant functional types and their main parameter settings for the Chang-Zhu-Tan region in the LPJ-GUESS model

植被类型 Vegetation types	植被举例 Examples	碳分配策略 (叶/茎/根) Carbon allocation strategy	最大光合速率 Maximum photosynthetic rate	气孔导度参数 Stomatal conductance	自养呼吸系数 Autotrophic respiration coefficient	细胞与环境CO <sub>2</sub> 分压的比 Ratio of CO <sub>2</sub> partial pressure	碳氮比 (叶/茎/根) Carbon Nitrogen ratio	周转率 (叶/茎/根) Turnover rate
常绿阔叶林 Broadleaved evergreen forest	如樟树、楠木	根据生物量组分之间的异速生长关系,并会随环境条件(如水分或氮素限制)动态调整按年时间步长分配给叶/茎/根	根据外部驱动因素和生态系统状态模拟得到	使用Ball-Berry气孔模型校正后应用于LPJ-GUESS模拟中	1	0.8	16/330/29	0.33/-/0.7
落叶阔叶林 Broadleaved deciduous forest	如枫香、梧桐						16/330/29	1/-/0.7
C3草本植物 C3 grass	覆盖农田边缘草地、坡地等						16/330/29	1/-/0.7
农作物 Crop	如水稻、油菜						15/330/29	1/-/0.7

1.3.2 模拟实验设计和结果评估

为了定量评估不同驱动因子对NEE的影响,本研究设计了三组对照实验(表2):1)假设土地利用变化,气候和CO<sub>2</sub>浓度保持在1980年的常量;2)气候和CO<sub>2</sub>浓度随时间变化,但土地利用保持为1980年的常量;3)气候、CO<sub>2</sub>浓度和土地利用均随时间变化。通过对比第3组与第2组的差异,量化了1980—2023年间土地利用变化对NEE的时空影响,第1组实验作为参照。若NEE为正值,则为生态系统向大气排放CO<sub>2</sub>,此时为净碳排放,若NEE为负值,则为生态系统吸收CO<sub>2</sub>,为净碳吸收。在生态学上,生态系统碳汇通常用NEE的负值表示,即:碳汇=-NEE。

本研究通过将第3组模拟结果与三种现有的NEE或净生态系统生产力(Net Ecosystem Productivity, NEP)产品进行对比,以评估LPJ-GUESS模型在长株潭地区的模拟性能。其中,NEE产品来自Huang等<sup>[33]</sup>以及部门间影响模型比较计划(The Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project 3a; ISIMIP3a)提供的NEE产品。Huang等<sup>[33]</sup>的数据集基于多源遥感产品、气象数据和全球通量观测网络(FLUXNET2015)数据,采用随机森林模型估算了全球陆地生态系统的NEE(1981—2018),空间分辨率为0.05°。ISIMIP3a数据集是在气候变化与直接人类活动双重驱动下,通过多模型对陆地生态系统碳循环过程进行模拟的结果。其NEE通过异养呼吸(RH)与净初级生产力(NPP)之间的差值计算获得,空间分辨率为0.5°,历史模拟时段覆盖1901—2019年。为增强结果的代表性与稳健性,本研究选取了ISIMIP3a中五个陆地生态系统模型(CLASSIC、DLEM、JULES-ES-vn6p3、LPJmL5-7-10-fire、ORCHIDEE-MICT)的模拟数据,并对其结果进行集合平均,用于与本研究基于LPJ-GUESS模型的模拟结果进行对比分析。另一数据集为NEP产品,由居为民和周艳莲<sup>[34]</sup>利用BEPS生态系统模型,结合植被参数、遥感、气象及大气CO<sub>2</sub>浓度等驱动数据生成,覆盖时间为1981—2019年,空间分辨率为0.072727°;根据碳收支定义,NEE=-NEP。通过对比四者在1981—2018年期间长株潭地区的年际NEE总量变化及其空间分布特征,系统评估LPJ-GUESS模型的模拟准确性和可靠性。

表 2 模拟实验设计

Table 2 Experimental design of the simulation

ID	气候 & CO <sub>2</sub> Climate & CO <sub>2</sub>	土地利用 Land use	描述 Description
1	1980 年	逐年变化	土地利用变化的影响
2	逐年变化	1980 年	气候变化的影响
3	逐年变化	逐年变化	气候变化和土地利用变化协同影响

### 1.3.3 Sen's slope 指标和 Mann-Kendall 趋势检验

本研究通过 Sen's slope 确定 NEE 的年际变化率。Sen's slope 是时间序列斜率的一种稳健的非参数估计方法。通过选取时间序列中所有点对  $(i, x_i)$  直线斜率的中位数确定。Sen's slope 对异常值不敏感, 具有比普通非鲁棒性简单线性回归(最小二乘估计)更准确的优点。其表达式如下:

$$\text{Sen's slope} = \text{Median} \left\{ \frac{x_j - x_i}{j - i} : i < j \right\} \quad (1)$$

式中:  $x_i$  和  $x_j$  为时间序列。Sen's slope 大于 0 表示时间序列呈上升趋势, Sen's slope 小于 0 表示时间序列呈下降趋势。

通过 Mann-Kendall 趋势检验判断 NEE 总体变化趋势。Mann-Kendall 趋势检验是一种时间序列非参数单调上升或下降检验方法。它不要求时间序列数据是正态分布或线性分布, 适用于所有数据分布类型。本研究通过 R 软件包“trend” (version 1.1.6) 来实现 Sen's slope 和 Mann-Kendall 趋势检验分析。

### 1.3.4 NEE 与植被碳密度空间关联性模式

本文通过 GeoDA 软件的双变量局部空间自相关分析方法 (Bivariate local indicators of spatial association, BiLISA), 研究了研究区 2020 年 NEE 与植被碳密度的空间相关性特征。通过 ArcGIS 软件鱼网工具 (fishnet), 构建了长株潭地区 5 km 分辨率的格网作为 BiLISA 分析的基本单元, 进一步绘制了研究区 2020 年碳密度与 NEE 的 BiLISA 空间聚集分布图和 Moran's  $I$  散点图, 揭示了二者的空间耦合模式。

### 1.3.5 气候变化和土地利用变化对 NEE 影响的归因分析

尽管气候变化与土地利用变化对 NEE 的影响可能存在协同和关联性, 已有的多项研究在中等时空尺度上将二者的影响近似视为线性叠加, 通过因子分解和模拟归因的方法分别量化各自的影响占比<sup>[4, 35–37]</sup>。这种线性归因方法虽然在一定程度上简化了复杂的非线性反馈机制, 但其仍被广泛应用于陆地生态系统模型的模拟研究中, 用于分离多重驱动因素的独立与组合效应。因此, 本研究假设历史 NEE 动态与气候变化影响下的 NEE ( $NEE_{\text{Clim}}$ ) 与土地利用影响下的 NEE ( $NEE_{\text{LU}}$ ) 存在线性关系, 即  $NEE = f(NEE_{\text{Clim}}, NEE_{\text{LU}})$ , 则 NEE 的变化是由  $NEE_{\text{Clim}}$  和  $NEE_{\text{LU}}$  的变化直接决定的, NEE 的变化可由如下公式给定<sup>[38]</sup>:

$$\Delta NEE = \frac{\partial NEE}{\partial NEE_{\text{Clim}}} \Delta NEE_{\text{Clim}} + \frac{\partial NEE}{\partial NEE_{\text{LU}}} \Delta NEE_{\text{LU}} \quad (2)$$

式中:  $\Delta NEE$ ,  $\Delta NEE_{\text{Clim}}$ ,  $\Delta NEE_{\text{LU}}$  分别为 NEE,  $NEE_{\text{Clim}}$ ,  $NEE_{\text{LU}}$  的变化,  $\partial NEE / \partial NEE_{\text{Clim}}$  和  $\partial NEE / \partial NEE_{\text{LU}}$  分别为 NEE 对  $NEE_{\text{Clim}}$  和  $NEE_{\text{LU}}$  的一阶偏导数, 代表了 NEE 对各个变量的敏感性系数。式中各个分量为气候变化和土地利用变化对 NEE 影响占比。

## 2 结果与分析

### 2.1 NEE 模拟结果评估

根据图 2 所示, LPJ-GUESS 模拟的长株潭 NEE 年际波动较大, 整体呈现出逐渐上升的趋势, 1981—2018 年平均值为 566.22 GgC/a, 年际变化 (Sen's slope) 为 14.02 GgC/a, 显示出区域生态系统整体处于弱碳源或近碳平衡状态; 居为民等<sup>[34]</sup>的数据显示区域长期处于碳汇状态, 平均 NEE 为 -1037.54 GgC/a, 年际变化为 -48.67 GgC/a<sup>2</sup>, 表明其估计的碳汇强度显著高于 LPJ-GUESS 结果。ISIMIP3a 多模式集合模拟的 NEE 结果整

体低于 LPJ-GUESS 和居为民等产品,同样长期处于碳汇状态,年际变化为 $-26.64 \text{ GgC/a}^2$ 。由于其空间分辨率较低,难以准确表征区域土地利用异质性及人类活动干扰,导致其在长株潭地区的代表性和适用性不足。Huang 等<sup>[33]</sup>数据的 NEE 值更低,平均值为 $-5392.03 \text{ GgC/a}$ ,年际变化为 $-11.78 \text{ GgC/a}^2$ ,表明其模拟区域生态系统为强碳汇,与前两者存在较大差异。总体来看,LPJ-GUESS 与居为民等<sup>[34]</sup>模型结果较为接近,二者均基于生态过程机制,反映出对植被生理生态过程的动态刻画,而 Huang 等<sup>[33]</sup>数据则采用机器学习模型,在缺乏过程约束下可能高估碳汇强度。此外,LPJ-GUESS 在年际气候波动的响应方面更为敏感,例如 2015—2016 年受超强厄尔尼诺影响 NEE 显著波动。

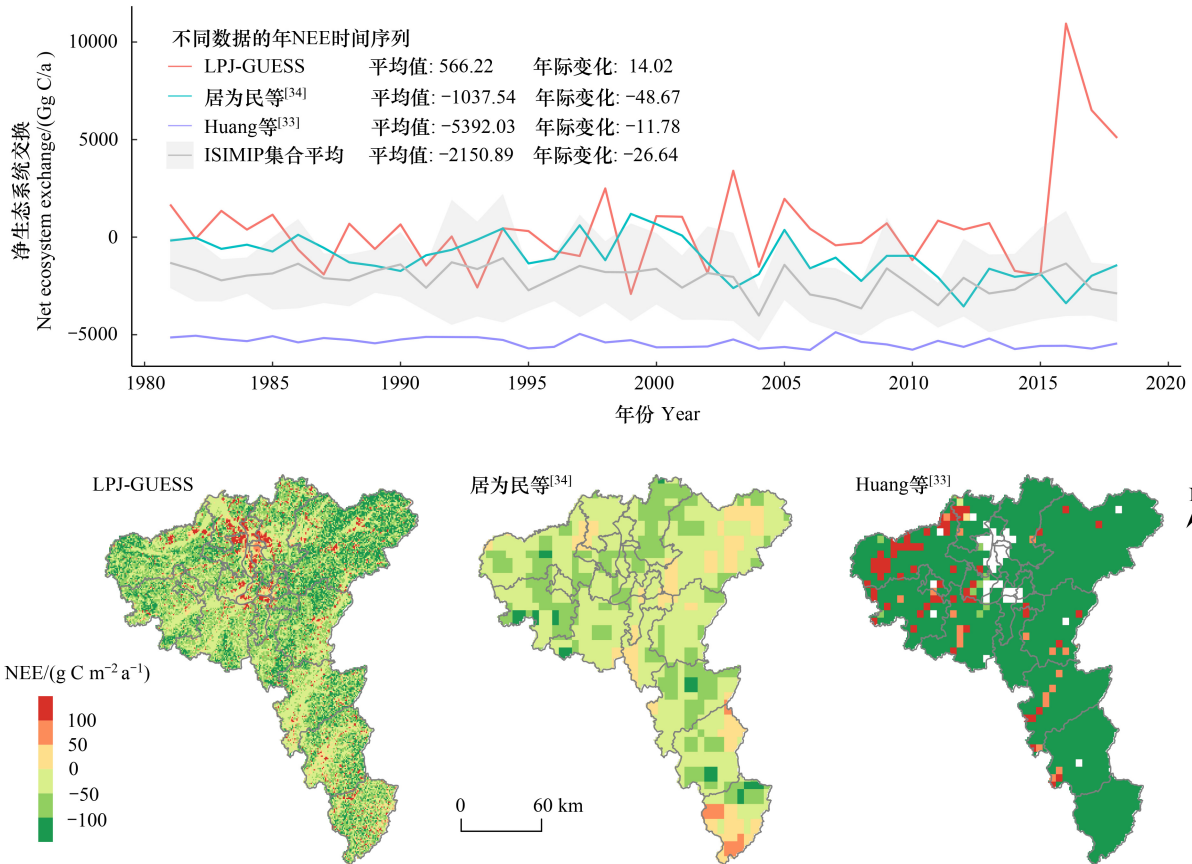


图2 不同数据源长株潭地区陆-气净碳通量(NEE)年际变化

Fig.2 Comparison of annual NEE in the Chang-Zhu-Tan region from this study and two published products

上图中阴影区域为 ISIMIP3a NEE 集合平均与对应年份的标准差范围

图2中展示了2010年LPJ-GUESS模型模拟的NEE空间分布,并与居为民等<sup>[34]</sup>和Huang等<sup>[33]</sup>提供的同年份碳通量产品进行了对比( ISIMIP3a产品因其空间分辨率过于粗糙,故未列入展示)。结果表明,不同数据源在长株潭地区的NEE空间分布存在明显差异。本研究基于LPJ-GUESS模型的模拟结果展现出更丰富的空间细节与更强的空间异质性表达能力,能够清晰刻画气候变化和土地利用变化背景下NEE的空间分布格局。尤其是在城市建设用地集中分布区域(如长沙主城区及周边),NEE呈现显著的碳排放特征;而耕地与自然植被区则大多表现为碳汇功能,呈现出负值分布,反映出其对大气 $\text{CO}_2$ 的吸收作用。相比之下,居为民等<sup>[34]</sup>和Huang等<sup>[33]</sup>的碳通量产品因分辨率相对较低,在研究区尺度上难以体现NEE的微观空间异质性,尤其无法有效识别建设用地所产生的强碳源特征。此外,这两种产品对土地利用结构差异与城市化扩张过程的响应能力有限,未能充分展现人类活动对区域碳收支的影响。综上,LPJ-GUESS模型在区域尺度上对NEE具有较好的过程表达能力和气候响应敏感性,结合其较高的空间分辨率,使得其模拟结果具有较高的可信度与



适用性,适用于本研究对长株潭地区碳收支的分析。

## 2.2 长株潭土地利用时空变化格局

1980—2023 年期间,长株潭区域的土地利用类型经历了显著变化,尤其是建设用地、耕地和林地(图 3、图 4)。其中建设用地扩张最为显著,面积呈现逐年增长趋势,从 1980 年的 531 km<sup>2</sup> 增加到 2023 年的 1706 km<sup>2</sup>,增幅超过三倍,特别是在 2008—2010 年间经历了跳跃式增长。过去 40 余年,新增建设用地中 52.72% 来自于耕地,44.95% 来自于林地,只有 2.33% 来自于其他土地利用类型(表 3)。耕地面积从 1980 年的 8645 km<sup>2</sup> 减少至 2023 年的 7896 km<sup>2</sup>,净减少 749 km<sup>2</sup>,其中 47.76% 转化为建设用地,41.74% 转化为林地。新增耕地中,86.83% 源于林地,6.85% 和 4.95% 则分别来自建设用地和水域。林地面积从 1980 年的 17967 km<sup>2</sup> 减少至 2023 年的 17403 km<sup>2</sup>,净减少 564 km<sup>2</sup>,其中 45.64% 转化为建设用地,44.34% 转化为耕地。新增林地中,86.57% 由耕地转化而来,7.15%、3.03% 和 2.67% 则分别来自草地、水域和建设用地。

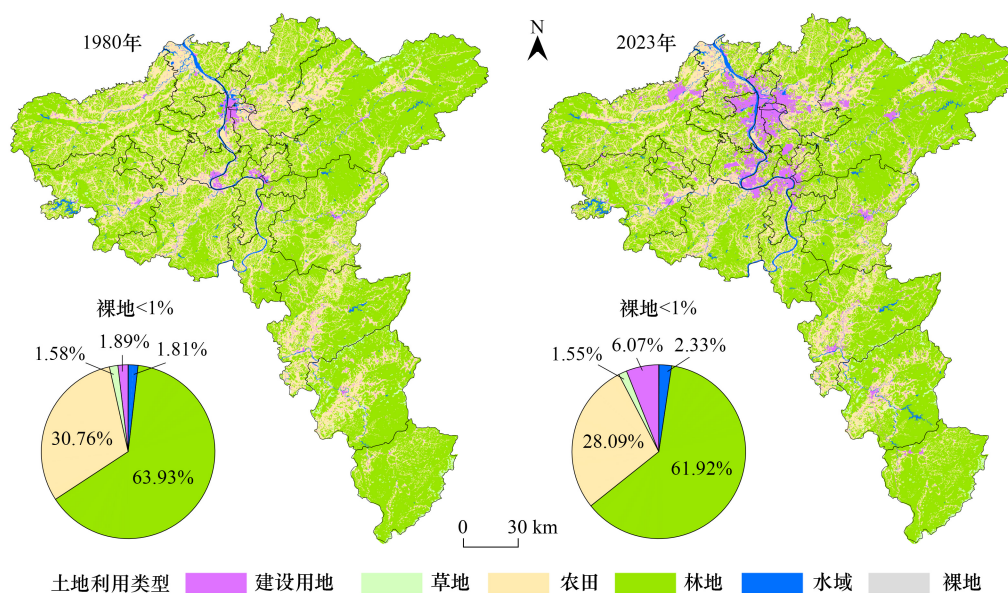


图 3 长株潭地区土地利用类型空间分布

Fig.3 Spatial distribution of land use types in the Chang-Zhu-Tan region

左下角饼状图为每个土地类型所占比例

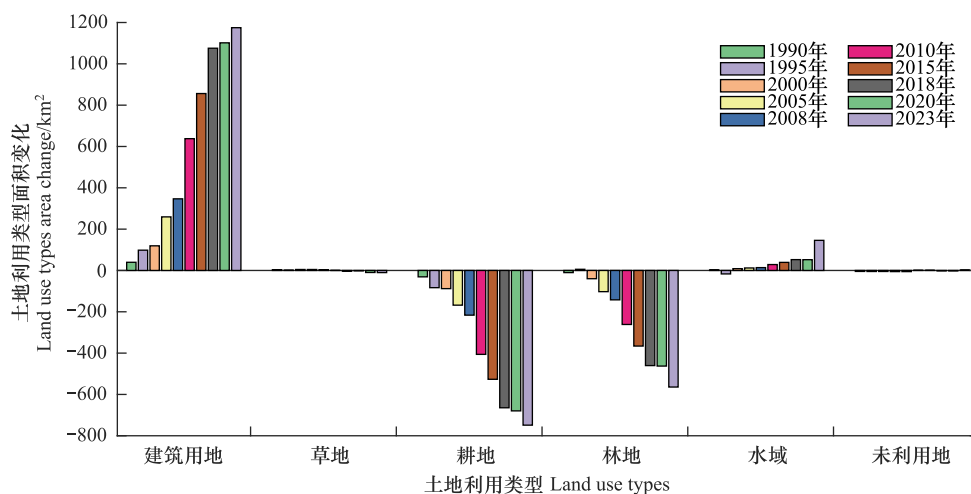


图 4 1990—2023 年长株潭地区土地利用类型面积变化(与 1980 年相比)

Fig.4 Changes in land use type area in the Chang-Zhu-Tan region from 1990 to 2023 (compared to 1980)

总体来看,长株潭区域在过去四十年余建设用地的增加主要以耕地和林地的减少为代价(图4)。耕地和林地之间也存在相互转换(表3),耕地向林地的转化反映了土地撂荒、退耕还林等现象<sup>[39]</sup>。例如,2001至2010年间,湖南省全省退耕还林面积约934585 hm<sup>2</sup><sup>[40]</sup>,耕地撂荒面积约318000 hm<sup>2</sup><sup>[41]</sup>。而林地向耕地的转化则主要由于粮食需求增加,推动耕地的开垦<sup>[42]</sup>。城市扩张往往以耕地和林地的资源占用为代价,因此在推动经济发展的同时,必须平衡粮食安全与生态保护等国家战略目标,确保城市规划走向高质量发展。这也是我国社会主义新时代推动新质生产力发展的核心任务之一。

表3 1980—2023年土地利用类型面积转移矩阵(km<sup>2</sup>)

Table 3 Land use type area transition matrix (km <sup>2</sup> ) from 1980 to 2023							
土地类型 Land types	建筑用地 Built-up	草地 Grass	耕地 Crop	林地 Forest	水域 Water	未利用地 Bare land	总面积 Total area
建筑用地 Built-up	460.08	0.26	42.89	17.73	9.87	0.32	531
草地 Grass	4.49	382.57	8.17	47.43	1.68	0.01	444
耕地 Crop	656.86	9.12	7269	574.08	132.9	2.38	8644
林地 Forest	560.05	40.48	544.06	16736	75.37	7.03	17963
水域 Water	23.52	0.73	31.03	20.1	433.77	0.35	509
未利用地 Bare land	1.07	0.89	0.41	3.81	1.6	1.23	9

2.3 长株潭陆-气净碳通量时空变化

受气候变化和土地利用变化影响,1980—2023年长株潭全域NEE总量波动较大,其中16个年份表现为净碳吸收,28个年份表现为净碳排放,累计净碳排放量为34.46 TgC(图5)。通过计算Sen's slope表明,全域NEE总体上呈增加趋势,平均每年增加44.44 GgC( $P=0.05$ ),在2015年以前,NEE呈下降趋势,平均每年减少19.72 GgC,即陆地生态系统表现为碳吸收能力增强。然而,2015—2016年出现的超强厄尔尼诺成为有观测记录以来最强的三次厄尔尼诺之一<sup>[43]</sup>。此次厄尔尼诺对湖南省气候影响较大,厄尔尼诺期间,湖南省降雨偏多,地表平均温度较往年升高,从而一定程度上促进了生态系统与大气的碳交换过程。因此,2016年碳排

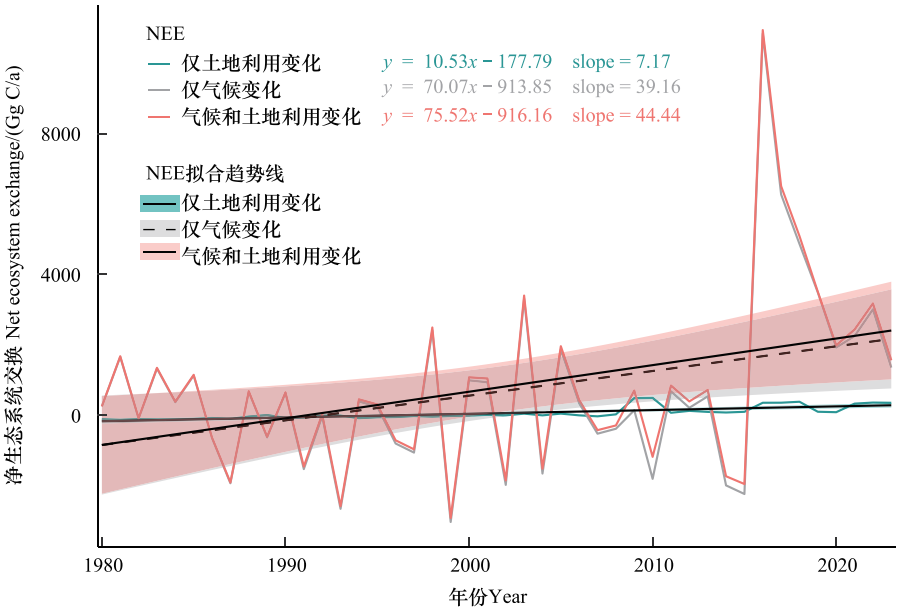


图5 气候变化和土地利用变化驱动下长株潭地区全域陆-气净碳通量变化情况

Fig.5 Changes in terrestrial-atmospheric carbon flux in the Chang-Zhu-Tan region driven by climate change and land use change  
图中阴影为95%置信区间

放量急剧升高,随后下降,直至 2023 年,全域 NEE 均为正值(碳源),这在很大程度上导致了 1980—2023 年期间的 NEE 增加趋势。相比气候变化的影响,仅土地利用变化驱动条件对全域 NEE 的影响相对较小,平均每年增加 7.17 GgC ( $P < 0.001$ )。在 2008 年以前,土地利用变化引起的 NEE 增加较为平稳,而在 2008 年以后,由于长株潭一体化的快速推进和生态治理的实施,土地利用变化导致的 NEE 变化出现了一定的波动,分别在 2010 和 2018 年出现了碳排放的峰值。随后,由于土地开发得到了有效控制,生态得以恢复,在 2018—2020 年土地利用变化对陆地生态系统碳汇表现为积极的贡献。然而,自 2020 年起,受建筑用地扩张和自然植被减少等因素影响,土地利用相关碳排放再次回升,碳汇能力有所削弱。

长株潭地区 NEE 空间分布格局具有较大的空间异质性,以 2020 年为例,研究区大部分地区表现为碳排放,只有少部分区域为碳吸收(图 6)。从总体分布来看,研究区 NEE 呈现出东部和南部较高、西部和北部较低的特征。这一空间分布格局与区域内植被类型和植被碳密度密切相关。东部和南部主要为森林生态系统,

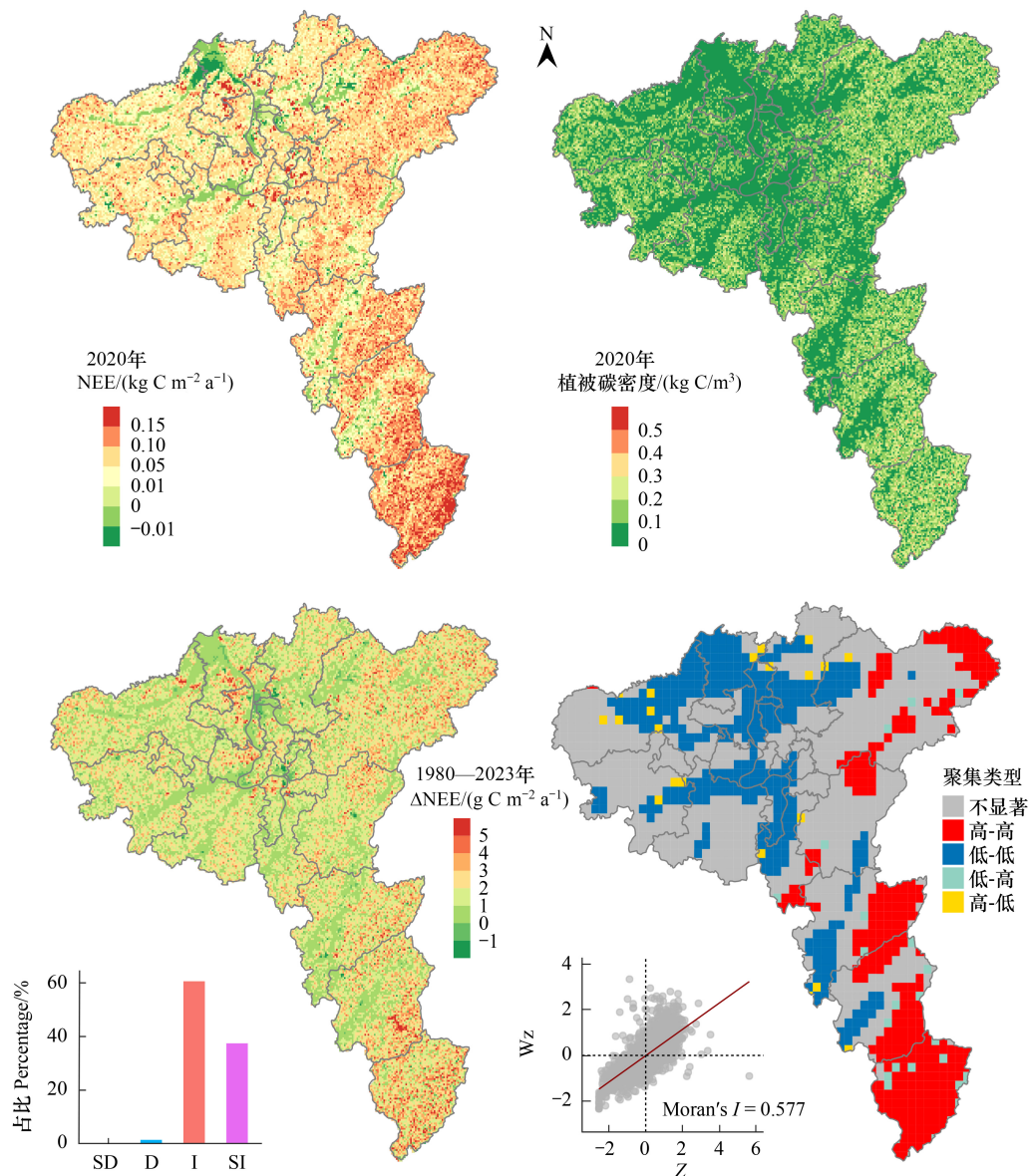


图 6 研究区 NEE 空间分布及变化趋势

Fig.6 Spatial distribution and trend of NEE in the study area

左下柱状图中 SD 为显著减少 (Significant Decrease, SD), D 为减少 (Decrease, D), I 为增加 (Increase, I), SI 为显著增加 (Significant Increase, SI); 右下 Moran's  $I$  散点图中  $Z$  为植被碳密度标准化值,  $Wz$  为邻域 NEE 空间滞后值



具有较高的植被碳密度,因此 NEE 较高。中部和西部则以农田和森林交错分布为主,由于农田的碳密度低于森林,导致该区域 NEE 相对较低,部分农田区域的 NEE 接近于零。在湘江及其支流沿岸的农田和水域,则表现为明显的碳吸收。值得注意的是,城市化对 NEE 分布的影响尤为突出。新增城区普遍表现出较强的碳排放,甚至超过南部森林的碳排放,而已有城区则多表现为微弱碳排放。这表明,城市扩张等土地利用变化显著削弱了生态系统的碳汇能力,是区域碳排放的重要驱动因素之一。

本文通过 GeoDA 双变量局部空间关联指标(Bivariate local indicators of spatial association, BiLISA)进一步分析了研究区 2020 年 NEE 与植被碳密度的空间相关性模式(图 6)。从图中可知,全域 NEE 与植被碳密度的总体莫兰指数(Moran's  $I$ )为 0.577,表明两者总体上存在显著的空间关联性。高碳密度与高 NEE 区域占全域面积的约 20%,主要分布在浏阳市、攸县、茶陵县和炎陵县。低碳密度与低 NEE 区域占全域面积的约 23%,主要分布在中部和北部等农业和人口密度地区。关联性不显著区域占全域的约 54%,而低-高、高-低分布区域仅占全域面积的约 3%。研究表明,NEE 与植被碳密度在空间上具有显著的正相关性,且高值与低值区域的空间分布特征清晰,突出植被碳密度对 NEE 的关键影响。

根据 1980—2023 年长株潭地区在气候变化和土地利用变化影响下 NEE 的变化趋势(Sen's slope)空间分布格局可知(图 6),研究区面积的 98.06%为 NEE 增加区域,其中 60.60%为 NEE 不显著增加区域,37.46%的面积为 NEE 显著增加区域。NEE 增加  $3 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-2}$  以上区域主要分布在东部和南部碳密度较高的森林地区,以及城市扩张地区,例如长沙的岳麓区、望城区、宁乡市,湘潭的雨湖区及株洲的天元区等。这表明,随着近几十年城市化进程的推进,土地利用导致的碳排放问题日益突出。NEE 增加  $2-3 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-2}$  的区域均匀分布在研究区森林分布地区。NEE 增加  $0-1 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-2}$  的区域集中在水域、农田及城市的老城区。研究区仅有约 1.72%的面积表现为 NEE 减少,即生态系统净吸收碳。长沙老城区的碳吸收略有增加,这可能得益于城市绿化的加强。此外,长沙县松雅湖湿地公园的碳吸收增长速率较快,超过  $1 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-2}$ 。这表明,湿地公园的建设对于缓解城市碳排放具有显著作用,有助于提升区域碳吸收能力和改善生态环境。

#### 2.4 长株潭陆-气净碳通量对土地利用变化的响应

以上分析表明,土地利用变化是驱动陆地生态系统净碳通量变化的关键因子之一,特别在以长株潭城市群为例的经济发展核心增长区域,耕地和林地大量转化为建设用地,对生态系统净碳通量造成显著影响(图 7)。模型模拟结果显示,1980 至 2023 年间,长株潭区域整体的土地利用变化表现为净碳排放,累计碳排放总量达到 5293.20 GgC。其中,建设用地扩张是主要影响因素,占总土地利用碳排放的约 37.14%。在 1980 年至 2010 年期间,因土地利用变化引起的碳排放呈增长趋势,尤其在 2008 至 2010 年,建设用地面积快速扩张,两年间增加了  $304 \text{ km}^2$ ,增速为 1980 至 2023 年平均增长速率的五倍多。因此,2008 至 2010 年土地利用导

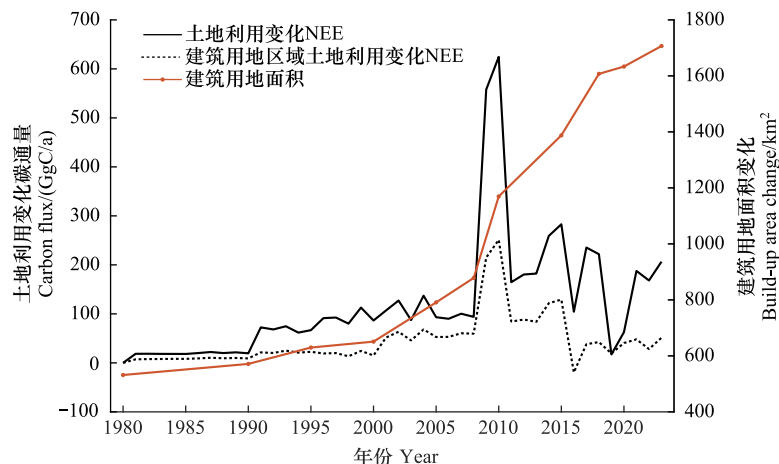


图 7 1980—2023 年长株潭地区土地利用变化导致的 NEE 总量年际变化

Fig.7 Annual variation of total NEE in the Chang-Zhu-Tan region caused by land use changes from 1980 to 2023

致的碳排放陡然增加,2010 年排放量达 624.51 GgC/a,其中建设用地扩张导致的碳排放为 251.97 GgC/a,占全年总排放量的 40.35%。2010 至 2015 年,土地利用变化速度有所减缓,建设用地面积年均增长 39 km<sup>2</sup>,较 2008 至 2010 年下降近三倍,这或得益于 2012 年“十八大”报告中的生态文明建设战略布局。与此相应,土地利用碳排放速率急剧下降,年均减少 68.33 GgC/a。这一结果也符合“环境库兹涅茨曲线”理论,即 2010 年之前,经济发展速度较快,从而忽视了环境问题,导致土地利用碳排放升高。而当经济发展水平达到一定程度时,居民对于环境的要求也响应提高,从而促进土地利用的优化,减少城市的无序扩张,完善城市绿化,使得区域碳密度逐渐回升。

值得注意的是,2014 年长株潭城市群纳入了《国家新型城镇化规划(2014—2020 年)》重点支持区域,使得 2015 至 2018 年该地区建设用地扩张速度相较于 2010 至 2015 年有所加快,年增速达 70 km<sup>2</sup>。与此同时,耕地和林地的减少速率分别为 45.95 km<sup>2</sup>/a 和 31.49 km<sup>2</sup>/a,相较 2010 至 2015 年,收缩速率分别加快了 21.83 km<sup>2</sup>/a 和 10.59 km<sup>2</sup>/a。然而,尽管建设用地扩张明显,2015 至 2016 年土地利用相关碳排放却较 2010 至 2015 年有所下降。这一趋势可归因于研究中假设的土地利用变化碳排放效应受气候异常影响。特别是,2015 至 2016 年发生的超强厄尔尼诺现象成为重要影响因素之一。对于发生土地利用变化的区域,气候异常对这一区域 NEE 的影响超过土地利用变化本身。由于植被已被移除,不再响应气候变化带来的碳通量波动,从而规避了厄尔尼诺事件引发的强碳排放效应。换言之,厄尔尼诺事件引起的碳排放增加在这些区域被削弱,从而在一定程度上抵消了建设用地扩张带来的碳损失,使得该阶段整体碳排放表现为下降趋势。因此,2015 至 2016 年土地利用碳排放总体呈现下降趋势。2018 年,湖南省政府印发《湖南省生态保护红线》,有效规制土地无序开发,优化国土空间发展格局,提高生态系统服务功能。在此背景下,2018—2020 年土地利用变化呈现出缓和的趋势,因此,这一时期内综合土地利用碳排放呈现下降趋势,尤其是 2019 年,土地利用碳排放表现出较低水平。2020—2023 年土地利用碳排放呈现一定程度的回升,而建筑用地碳排放没有明显增长,甚至有轻微回落趋势,说明建筑用地扩张对碳排放的“边际效应”减弱,该时期碳排放更多来源于耕地和自然植被的减少。总体来看,自 2010 年以来,长株潭地区陆地生态系统土地利用碳排放呈现下降趋势,这也一定程度表明了“十八大”以来实施的生态保护取得了积极成效。

从空间分布上看,10 期土地利用碳排放主要分布在城市扩张区域(图 8)。在 2008 年以前,建设用地扩张速度相对较为缓慢,除长株潭三市主城区城市扩张部分碳排放强度较大,大部分地区碳排放强度较弱,甚至表现为碳吸收。到 2010 年,城市面积大幅扩张,导致以长株潭主城区为核心的区域出现较强的土地利用碳排放。例如长沙的岳麓区北部、望城区东南部、开福区西部以及长沙县城区。另外,由于长株潭融城的推进,长沙城南(主要为天心区和雨花区)、湘潭和株洲城区也出现了较强的土地利用碳排放。伴随着长株潭融城的进程,宁乡、浏阳等“边缘”城市的发展也促使了碳排放的增加。2010—2015 年城市扩张速度放缓,2015 年土地利用碳排放强度和广度相比 2010 年都有所减小。然而,与以往相比,城市发展的时间节点和重点区域不同,部分地区城市扩张导致的碳排放依然比 2010 年高,例如湘潭雨湖区。到 2018 年和 2020 年,分别有 36.62%和 33.59%的区域表现出明显的土地利用碳吸收(图中蓝色区域)。这一现象不仅得益于生态保护政策的实施和土地利用类型比例的变化,还受益于气候变化和 CO<sub>2</sub> 浓度升高引发的植被叶面积指数增加,从而增强了碳吸收能力。2020 年至 2023 年期间,城市扩张的加剧与自然植被的减少,导致 2023 年土地利用碳排放相较 2020 年出现一定程度的回升。由此可见,增加自然植被覆盖是提升生态系统碳汇能力的有效手段之一。

## 2.5 气候变化和土地利用变化对 NEE 的影响占比

为了更好了解研究区内生态系统 NEE 变化格局及其分布模式,本研究在全域、区县以及格网尺度分解得到气候变化和土地利用变化对 40 余年来 NEE 的影响占比及主导区域(图 9)。由图可知,气候变化对 NEE 影响较大的区域主要位于株洲炎陵县、茶陵县、攸县和长沙的浏阳市等自然植被覆盖度较高的地方,这些区域的影响以正向为主(即碳排放增加)。在长沙和湘潭等城镇及农业活动地区,气候变化对 NEE 的影响相对研究区东部和南部较弱。这是由于在农田地区,通过农业管理(例如施肥、灌溉)和收获,部分抵消或移除了气候



变化对农业生态系统 NEE 的影响。土地利用变化对 NEE 影响较大的区域主要集中在长株潭融城区域。过去 40 余年,城市扩张对生态系统净碳通量的影响几乎为正向(即碳排放)。典型区域包括长沙的岳麓区、望城区、宁乡市,湘潭的雨湖区,以及株洲的天元区等。其中,岳麓区、望城区和宁乡市的土地利用碳排放最为显著。然而,伴随着城市的发展,湿地公园等绿地建设也在增加,这些大面积湿地公园对 NEE 的影响为负(即增加碳吸收),从而部分抵消了城市扩张引起的碳排放,例如,长沙松雅湖湿地公园的建设显著促进了碳吸收,发挥了生态调节功能。

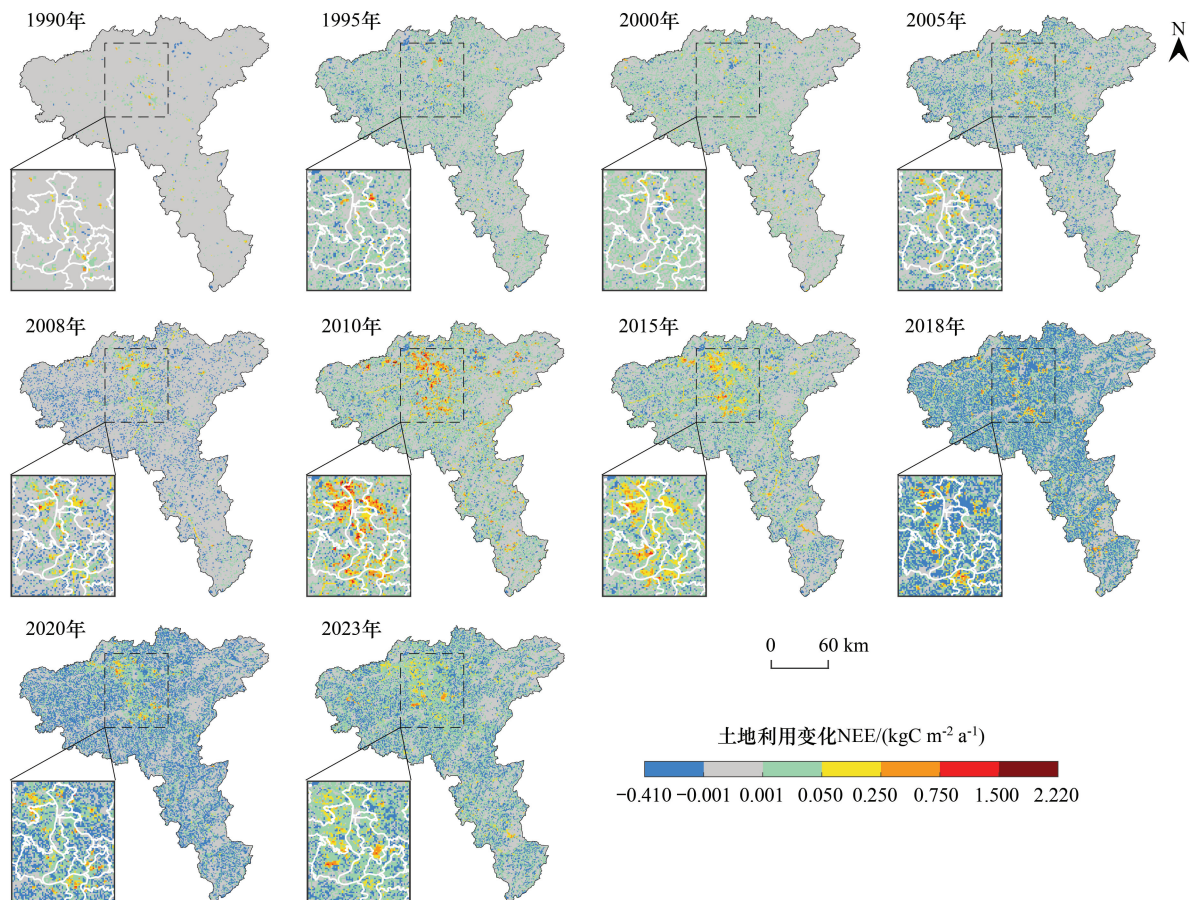


图 8 长株潭区域 NEE 年际变化空间分布

Fig.8 Spatial distribution of interannual NEE changes in the Chang-Zhu-Tan region

1980 年为模型模拟开始年份,土地利用变化 NEE 为 0,因此未展示

由图 9 气候变化和土地利用变化对 NEE 变化的主导区域可见,全域大部分地区 NEE 变化由气候变化主导,面积占比约 93.22%,其中气候变化对 NEE 影响为正的面积约占 93.17%,为负的面积约占 0.057%(表 4)。土地利用变化主导 NEE 的面积约占 6.78%,其中约 6.10%的区域为正的影响,0.67%的区域为负的影响。进一步分析了全域和 23 个区县尺度气候变化和土地利用变化对 NEE 变化的相对影响占比(图 9)。在全域尺度,1980—2023 年期间区域平均 NEE 增加为  $0.115 \text{ kgC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ ,其中气候变化的影响占比为 89.75%,土地利用变化的影响占比为 10.25%。在全域 23 个区县中,有 9 个区县中土地利用变化对 NEE 的影响相较于全域平均水平偏低,表明其驱动效应较弱。其余 14 个区县则高于平均水平,表明土地利用变化在这些区域具有更显著的主导作用。例如天心区、岳麓区、开福区、望城区、芙蓉区、雨花区、天元区、岳塘区、雨湖区,土地利用变化对 NEE 的影响占比超过了 30%。上述结果表明,这些区域在城市化过程中土地利用所带来的碳排放问题尤为显著,应引起足够的重视。同时,合理规划城市用地、优化土地利用结构、加强绿地建设等措施,将有助于缓解城市扩张对生态系统净碳通量变化的负面影响,为实现区域“双碳”目标提供支持。





化上。建设用地大幅扩张,主要通过耕地和林地的转化实现,城市扩张显著推动了陆地碳排放的增长。研究表明,过去 44 年土地利用变化累计导致碳排放 5293.20 GgC,其中建设用地扩张导致的碳排放占约 37.14%。土地利用碳排放主要集中于长沙、株洲、湘潭三市主城区及其周边区县,随着 2010 年后建设用地扩张速度的放缓,区域土地利用碳排放速率也随之降低。自“十八大”提出生态文明建设战略以来,土地利用管理逐步优化,尤其是 2018 年《湖南省生态保护红线》的发布,进一步抑制了土地利用变化引发的碳排放,使碳排放趋势趋缓并逐渐向碳吸收转化。

从全区域来看,气候变化仍然是长株潭地区 NEE 的主导因素。全域 NEE 以每年 44.44 GgC/a 的速率增加,总体表现为净碳排放。其中,气候变化对全域 NEE 的影响占比为 89.75%,主导了约 93.22% 的区域,主要分布在自然植被覆盖区域;而土地利用变化对全域 NEE 的影响占比为 10.25%,主导了约 6.78% 的区域,集中于长沙、株洲、湘潭三市主城区及其建设用地扩张区域。这表明,长株潭一体化背景下的城市扩张是区域陆地生态系统碳排放的关键驱动因素。尽管土地利用变化在一定时期内主导碳排放,但合理的生态保护与土地利用结构优化可有效增强区域碳汇能力。这为开展区域尺度碳源/碳汇核算、科学划定碳汇潜力区提供了重要方法支撑。进一步地,研究结果可为区域土地利用管理策略优化提供科学依据,尤其在规划建设用地扩张与生态空间保护之间的权衡时具有重要参考价值;同时也可为实现国家和地方层面的“双碳”目标提供数据支持与决策参考。

## 3.2 讨论

### 3.2.1 气候和土地利用变化对 NEE 的影响

本研究估算的长株潭全域陆地生态系统 NEE 年际增量为 44.44 GgC/a,从 1980 年至 2023 年净碳排放量累计为 34.46 TgC。与 Wu 等<sup>[26]</sup>对 1990—2020 年间长株潭区域净碳排放量的估算结果(22.66 TgC)相比,本研究估算的同期净碳排放量为 25.00 TgC,结果较为接近,显示了较高的一致性。尽管本研究中气候变化导致的陆地生态系统碳排放量占据总体碳排放量的绝大部分,土地利用变化的作用仍十分关键。例如,Chen 等<sup>[44]</sup>的研究表明,在全球尺度,植被结构变化对全球碳汇增量的影响占比为 12.4%。刘贤赵和李阳<sup>[45]</sup>也发现,近 40 年长株潭地区城市扩张导致了 7 个高碳排放城区,这一结果与本文的研究一致。与气候变化导致的陆地生态系统碳排放不同,土地利用变化碳排放效应受人类活动、社会经济发展和自然过程的共同影响,其过程和机制更加复杂<sup>[46]</sup>。此外,土地利用变化和气候之间互相反馈进一步增加了陆-气碳交换的不确定性<sup>[47]</sup>。因此,制定科学合理的土地利用政策对于实现经济发展与减少碳排放之间的平衡至关重要。

本研究从气候变化与土地利用变化双重视角解析了长株潭地区净碳通量的时空动态。虽然气候变化主导了区域整体碳收支过程,而在城市区域内,城市扩张则成为碳通量变化的主要驱动力。尤其在 2010 年以前,快速城市化显著推动了土地利用碳排放的持续增长。随着生态文明战略和生态保护红线等政策的实施,建设用地扩张受限,土地利用碳排放趋于下降,表明政策调控在碳收支管理中的积极作用<sup>[48]</sup>。然而,长株潭作为湖南省经济发展的核心区域,城市化进程持续推进,城市用地仍是区域碳排放的重要来源。2024 年《长株潭一体化发展 2025 年行动计划》的签署,标志着三市一体化进入纵深发展阶段,在强化区域协同的同时,也可能加剧建设用地扩张与生态空间压缩之间的矛盾,增加土地利用变化带来的碳排放风险<sup>[49]</sup>。高分辨率栅格尺度的 NEE 模拟结果显示,土地利用碳排在空间上表现出显著的异质性和城市尺度上的趋同效应,即碳排放高值区向城市群集聚<sup>[50]</sup>。这种空间格局受自然条件、植被分布、经济发展水平和政策导向等多重因素综合影响。因而,在长株潭一体化发展背景下,实现经济增长与碳排放控制之间的协调,需在精细化尺度上加强城市扩张与碳收支之间的耦合调控,推动城市群在高质量发展中实现碳排放最小化。

### 3.2.2 局限性和不确定性

尽管本研究结果为科学合理的区域土地利用管理提供了重要的启发式参考,但仍存在一定局限性和不确定性。首先,与现有三种 NEE 或 NEP 产品的对比表明,不同产品之间存在较大差异性,这种差异可能来源于模型结构、输入数据(如气候驱动和土地利用变化)、碳通量估算方法以及空间分辨率等方面的不同。此外,

生态系统模型在模拟碳通量过程中通常通过固定或动态方式将 NPP 分配至不同碳库。LPJ-GUESS 模型采用了固定与动态结合的分配机制,假设 10% 的 NPP 用于繁殖,其余部分在不同器官之间的分配比例根据异速生长规律及资源可用性而变化<sup>[29, 51]</sup>。然而,已有研究表明,该分配比例可能会受到温度、降水、植被类型和林龄等环境因子的影响<sup>[52]</sup>,从而进一步影响 NEE 的模拟精度并增加模型不确定性。

其次,本研究仅基于单一过程模型对长株潭地区的 NEE 进行了模拟,由于任何单一模型都不可避免存在结构性误差,本研究未能评估模型多样性带来的不确定性,以及不同空间和时间尺度对结果的影响<sup>[53–54]</sup>。同时,考虑到土地利用数据的不连续性限制,本研究对缺失年份采用了插值处理,这种方法可能无法充分捕捉土地利用的实际动态变化,进而对 NEE 的模拟结果产生偏差,存在低估或高估土地利用变化影响的可能性。

最后,本研究主要聚焦于土地利用变化和气候变化对长株潭地区陆地生态系统碳收支的核心驱动作用,但模型中未纳入其他可能显著影响 NEE 的因素,如氮沉降、野火和养分限制等<sup>[55–56]</sup>。已有研究指出,氮沉降虽会通过促进植物生长间接增强碳汇能力,但其对碳收支的整体影响相较于气候变化和土地利用等人为活动驱动要小,通常仅在 2%—10% 之间<sup>[57–59]</sup>。未来研究需完善土地利用数据、综合多模型方法并考虑更多驱动因子,以进一步提高结果的准确性和全面性。

**致谢:**感谢丹麦哥本哈根大学唐静教授在模型运行方面给与的帮助;感谢民盟湘潭市委对于本研究选题的指导。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] Lewis S L, Maslin M A. Defining the anthropocene. *Nature*, 2015, 519(7542): 171–180.
- [ 2 ] Friedlingstein P, O'Sullivan M, Jones M W, Andrew R M, Bakker D C E, Hauck J, Landschützer P, Le Quéré C, Luijckx I T, Peters G P, Peters W, Pongratz J, Schwingshackl C, Sitch S, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Alin S R, Anthoni P, Barbero L, Bates N R, Becker M, Bellouin N, Decharme B, Bopp L, Brasika I B M, Cadule P, Chamberlain M A, Chandra N, Chau T T T, Chevallier F, Chini L P, Cronin M, Dou X, Enyo K, Evans W, Falk S, Feely R A, Feng L, Ford D J, Gasser T, Ghattas J, Gkritzalis T, Grassi G, Gregor L, Gruber N, Gürses Ö, Harris I, Hefner M, Heinke J, Houghton R A, Hurtt G C, Iida Y, Ilyina T, Jacobson A R, Jain A, Jarníková T, Jersild A, Jiang F, Jin Z, Joos F, Kato E, Keeling R F, Kennedy D, Klein Goldewijk K, Knauer J, Korsbakken J I, Körtzinger A, Lan X, Lefèvre N, Li H, Liu J, Liu Z, Ma L, Marland G, Mayot N, McGuire P C, McKinley G A, Meyer G, Morgan E J, Munro D R, Nakaoka S I, Niwa Y, O'Brien K M, Olsen A, Omar A M, Ono T, Paulsen M, Pierrot D, Pocock K, Poulter B, Powis C M, Rehder G, Resplandy L, Robertson E, Rüdénbeck C, Rosan T M, Schwinger J, Séférian R, Smallman T L, Smith S M, Sospedra-Alfonso R, Sun Q, Sutton A J, Sweeney C, Takao S, Tans P P, Tian H, Tilbrook B, Tsujino H, Tubiello F, van der Werf G R, van Ooijen E, Wanninkhof R, Watanabe M, Wilmart-Rousseau C, Yang D, Yang X, Yuan W, Yue X, Zaehle S, Zeng J, Zheng B. Global carbon budget 2023. *Earth System Science Data*, 2023, 15(12): 5301–5369.
- [ 3 ] Piao S L, He Y, Wang X H, Chen F H. Estimation of China's terrestrial ecosystem carbon sink: Methods, progress and prospects. *Science China Earth Sciences*, 2022, 65(4): 641–651.
- [ 4 ] Yu Z, Ciais P, Piao S L, Houghton R A, Lu C Q, Tian H Q, Agathokleous E, Kattell G R, Sitch S, Goll D, Yue X, Walker A, Friedlingstein P, Jain A K, Liu S R, Zhou G Y. Forest expansion dominates China's land carbon sink since 1980. *Nature Communications*, 2022, 13(1): 5374.
- [ 5 ] Wang J, Feng L, Palmer P I, Liu Y, Fang S X, Bösch H, O'Dell C W, Tang X P, Yang D X, Liu L X, Xia C Z. Large Chinese land carbon sink estimated from atmospheric carbon dioxide data. *Nature*, 2020, 586(7831): 720–723.
- [ 6 ] 于贵瑞, 朱剑兴, 徐丽, 何念鹏. 中国生态系统碳汇功能提升的技术途径: 基于自然解决方案. *中国科学院院刊*, 2022, 37(4): 490–501.
- [ 7 ] Piao S L, Zhang X P, Chen A P, Liu Q, Lian X, Wang X H, Peng S S, Wu X C. The impacts of climate extremes on the terrestrial carbon cycle: a review. *Science China Earth Sciences*, 2019, 62(10): 1551–1563.
- [ 8 ] Walker A P, De Kauwe M G, Bastos A, Belmecheri S, Georgiou K, Keeling R F, McMahon S M, Medlyn B E, Moore D J P, Norby R J, Zaehle S, Anderson-Teixeira K J, Battipaglia G, Brienen R J W, Cabugao K G, Cailleret M, Campbell E, Canadell J G, Ciais P, Craig M E, Ellsworth D S, Farquhar G D, Fatichi S, Fisher J B, Frank D C, Graven H, Gu L H, Haverd V, Heilman K, Heimann M, Hungate B A, Iversen C M, Joos F, Jiang M K, Keenan T F, Knauer J, Körner C, Leshyk V O, Leuzinger S, Liu Y, MacBean N, Malhi Y, McVicar T R, Penuelas J, Pongratz J, Powell A S, Riutta T, Sabot M E B, Schleucher J, Sitch S, Smith W K, Sulman B, Taylor B, Terrer C, Torn M S, Treseder K K, Trugman A T, Trumbore S E, van Mantgem P J, Voelker S L, Whelan M E, Zuidema P A. Integrating the evidence for a terrestrial carbon sink caused by increasing atmospheric CO<sub>2</sub>. *New Phytologist*, 2021, 229(5): 2413–2445.
- [ 9 ] 刘晓娟, 黎夏, 梁迅, 石洪, 欧金沛. 基于 FLUS-InVEST 模型的中国未来土地利用变化及其对碳储量影响的模拟. *热带地理*, 2019, 39(3): 397–409.
- [ 10 ] Yu Z, Lu C Q, Tian H Q, Canadell J G. Largely underestimated carbon emission from land use and land cover change in the conterminous United



- States. *Global Change Biology*, 2019, 25(11): 3741-3752.
- [11] Foley J A, DeFries R, Asner G P, Barford C, Bonan G, Carpenter S R, Chapin F S, Coe M T, Daily G C, Gibbs H K, Helkowski J H, Holloway T, Howard E A, Kucharik C J, Monfreda C, Patz J A, Prentice I C, Ramankutty N, Snyder P K. Global consequences of land use. *Science*, 2005, 309(5734): 570-574.
- [12] Liu J X, Wang Z, Duan Y F, Li X R, Zhang M Y, Liu H Y, Xue P, Gong H B, Wang X, Chen Y, Geng Y N. Effects of land use patterns on the interannual variations of carbon sinks of terrestrial ecosystems in China. *Ecological Indicators*, 2023, 146: 109914.
- [13] Houghton R A, Nassikas A A. Global and regional fluxes of carbon from land use and land cover change 1850—2015. *Global Biogeochemical Cycles*, 2017, 31(3): 456-472.
- [14] Hou H Y, Zhou B B, Pei F S, Hu G H, Su Z B, Zeng Y J, Zhang H, Gao Y K, Luo M, Li X. Future land use/land cover change has nontrivial and potentially dominant impact on global gross primary productivity. *Earth's Future*, 2022, 10(9): e2021EF002628.
- [15] Pan Y D, Birdsey R A, Fang J Y, Houghton R, Kauppi P E, Kurz W A, Phillips O L, Shvidenko A, Lewis S L, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Pacala S W, McGuire A D, Piao S L, Rautiainen A, Sitch S, Hayes D. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 2011, 333(6045): 988-993.
- [16] Webb J R, Santos I R, Maher D T, Finlay K. The importance of aquatic carbon fluxes in net ecosystem carbon budgets: a catchment-scale review. *Ecosystems*, 2019, 22(3): 508-527.
- [17] 杨元合, 石岳, 孙文娟, 常锦峰, 朱剑霄, 陈蕾伊, 王欣, 郭焱培, 张宏图, 于凌飞, 赵淑清, 徐亢, 朱江玲, 沈海花, 王媛媛, 彭云峰, 赵霞, 王襄平, 胡会峰, 陈世苹, 黄玫, 温学发, 王少鹏, 朱彪, 牛书丽, 唐志尧, 刘玲莉, 方精云. 中国及全球陆地生态系统碳源汇特征及其对碳中和的贡献. *中国科学: 生命科学*, 2022, 52(4): 534-574.
- [18] Schimel D, Stephens B B, Fisher J B. Effect of increasing CO<sub>2</sub> on the terrestrial carbon cycle. *PNAS*, 2015, 112(2): 436-441.
- [19] Piao S L, Wang X H, Wang K, Li X Y, Bastos A, Canadell J G, Ciais P, Friedlingstein P, Sitch S. Interannual variation of terrestrial carbon cycle: Issues and perspectives. *Global Change Biology*, 2020, 26(1): 300-318.
- [20] Di Vittorio A V, Mao J, Shi X, Chini L, Hurtt G, Collins W D. Quantifying the effects of historical land cover conversion uncertainty on global carbon and climate estimates. *Geophysical Research Letters*, 2018, 45(2): 974-982.
- [21] Yang Y H, Shi Y, Sun W J, Chang J F, Zhu J X, Chen L Y, Wang X, Guo Y P, Zhang H T, Yu L F, Zhao S Q, Xu K, Zhu J L, Shen H H, Wang Y Y, Peng Y F, Zhao X, Wang X P, Hu H F, Chen S P, Huang M, Wen X F, Wang S P, Zhu B, Niu S L, Tang Z Y, Liu L L, Fang J Y. Terrestrial carbon sinks in China and around the world and their contribution to carbon neutrality. *Science China Life Sciences*, 2022, 65(5): 861-895.
- [22] Xu Q, Yang R, Dong Y X, Liu Y X, Qiu L R. The influence of rapid urbanization and land use changes on terrestrial carbon sources/sinks in Guangzhou, China. *Ecological Indicators*, 2016, 70: 304-316.
- [23] Seto K C, G? ernalp B, Hutya L R. Global forecasts of urban expansion to 2030 and direct impacts on biodiversity and carbon pools. *PNAS*, 2012, 109(40): 16083-16088.
- [24] 王少剑, 周诗洁, 方创琳. 1980—2020 年中国陆地生态系统碳储量时空格局与演进规律. *中国科学: 地球科学*, 2024, 54(10): 3323-3339.
- [25] 武爱彬, 陈辅国, 赵艳霞, 秦彦杰, 刘欣, 郭小平. 京津冀城市群建设用地扩张多情景模拟及其对生态系统碳储量的影响. *环境科学*, 2024, 45(5): 2828-2839.
- [26] Wu F, Wang Z Y. Assessing the impact of urban land expansion on ecosystem carbon storage: a case study of the Changzhutan metropolitan area, China. *Ecological Indicators*, 2023, 154: 110688.
- [27] 田一豆, 赵先超. 基于 Markov-PLUS 模型的长株潭城市群建设用地扩张模拟及碳排放响应分析. *生态学报*, 2024, 44(1): 129-142.
- [28] Smith B, Prentice I C, Sykes M T. Representation of vegetation dynamics in the modelling of terrestrial ecosystems: comparing two contrasting approaches within European climate space. *Global Ecology and Biogeography*, 2001, 10(6): 621-637.
- [29] Sitch S, Smith B, Prentice I C, Arneth A, Bondeau A, Cramer W, Kaplan J O, Levis S, Lucht W, Sykes M T, Thonicke K, Venevsky S. Evaluation of ecosystem dynamics, plant geography and terrestrial carbon cycling in the LPJ dynamic global vegetation model. *Global Change Biology*, 2003, 9(2): 161-185.
- [30] Martin Belda D, Anthoni P, Wärlind D, Olin S, Schurgers G, Tang J, Smith B, Arneth A. LPJ-GUESS/LSMv1.0: a next-generation land surface model with high ecological realism. *Geoscientific Model Development*, 2022, 15(17): 6709-6745.
- [31] De Kauwe M G, Medlyn B E, Zaehle S, Walker A P, Dietze M C, Wang Y P, Luo Y Q, Jain A K, El-Masri B, Hickler T, W? rland D, Weng E S, Parton W J, Thornton P E, Wang S S, Prentice I C, Asao S, Smith B, McCarthy H R, Iversen C M, Hanson P J, Warren J M, Oren R, Norby R J. Where does the carbon go? A model-data intercomparison of vegetation carbon allocation and turnover processes at two temperate forest free-air CO<sub>2</sub> enrichment sites. *New Phytologist*, 2014, 203(3): 883-899.
- [32] Smith B, Wärlind D, Arneth A, Hickler T, Leadley P, Silberg J, Zaehle S. Implications of incorporating N cycling and N limitations on primary production in an individual-based dynamic vegetation model. *Biogeosciences*, 2014, 11(7): 2027-2054.
- [33] Huang N, Wang L, Zhang Y L, Gao S, Niu Z. Estimating the net ecosystem exchange at global FLUXNET sites using a random forest model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 9826-9836.
- [34] 居为民, 周艳莲. 1981-2019 年全球逐日 NEP 模拟数据产品. 国家生态科学数据中心, 2021.

- [35] Yue C, Ciais P, Houghton R A, Nassikas A A. Contribution of land use to the interannual variability of the land carbon cycle. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 3170.
- [36] Piao S L, Huang M T, Liu Z, Wang X H, Ciais P, Canadell J G, Wang K, Bastos A, Friedlingstein P, Houghton R A, Le Quéré C, Liu Y W, Myneni R B, Peng S S, Pongratz J, Sitch S, Yan T, Wang Y L, Zhu Z C, Wu D H, Wang T. Lower land-use emissions responsible for increased net land carbon sink during the slow warming period. *Nature Geoscience*, 2018, 11(10): 739-743.
- [37] You N S, Meng J J, Zhu L J, Jiang S, Zhu L K, Li F, Kuo L J. Isolating the impacts of land use/cover change and climate change on the GPP in the Heihe River Basin of China. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2020, 125(10): e2020JG005734.
- [38] Wang L M, Li M Y, Wang J X, Li X G, Wang L C. An analytical reductionist framework to separate the effects of climate change and human activities on variation in water use efficiency. *Science of the Total Environment*, 2020, 727: 138306.
- [39] 蒋凌霄, 安悦, 谭雪兰, 米胜渊, 熊亚东, 谭杰扬. 近 30 年来长株潭地区农作物种植结构演变及优化对策. *经济地理*, 2020, 40(1): 173-180.
- [40] 李涛, 杨知建, 甘德欣, 王志远, 陈希, 齐增湘. 长株潭城市群土地利用/覆被变化对碳效应的影响. *生态与农村环境学报*, 2016, 32(4): 539-545.
- [41] 张学珍, 赵彩杉, 董金玮, 葛全胜. 1992—2017 年基于荟萃分析的中国耕地撂荒时空特征. *地理学报*, 2019, 74(3): 411-420.
- [42] Wang L Y, Xiong Q Q, Tong Z M, An R, Liu Y L, Zhang S Y. Exploring the non-linear relations between the cropland expansion and driving factors in China. *Regional Environmental Change*, 2024, 24(4): 138.
- [43] 翟盘茂, 余荣, 郭艳君, 李庆祥, 任雪娟, 王亚强, 徐文慧, 柳艳菊, 丁一汇. 2015/2016 年强厄尔尼诺过程及其对全球和中国气候的主要影响. *气象学报*, 2016, 74(3): 309-321.
- [44] Chen J M, Ju W M, Ciais P, Viovy N, Liu R G, Liu Y, Lu X H. Vegetation structural change since 1981 significantly enhanced the terrestrial carbon sink. *Nature Communications*, 2019, 10(1): 4259.
- [45] 刘贤赵, 李阳. 县域尺度下长株潭地区城市化与碳排放的关系. *环境科学*, 2023, 44(12): 6664-6679.
- [46] 韩骥, 周翔, 象伟宁. 土地利用碳排放效应及其低碳管理研究进展. *生态学报*, 2016, 36(4): 1152-1161.
- [47] Houghton R A. Interactions between land-use change and climate-carbon cycle feedbacks. *Current Climate Change Reports*, 2018, 4(2): 115-127.
- [48] 张常仁, 韩增林, 赵玉青, 闫晓露. 基于土地利用转型的碳流动与经济增长互动关系及影响因素. *资源科学*, 2025, 47(1): 167-181.
- [49] 刘贤赵, 罗政英, 王一笛. 长株潭绿心区碳汇能力时空格局及多情景预测. *应用生态学报*, 2025, 36(2): 559-568.
- [50] 王少剑, 黄永源. 中国城市碳排放强度的空间溢出效应及驱动因素. *地理学报*, 2019, 74(6): 1131-1148.
- [51] Malhi Y, Doughty C, Galbraith D. The allocation of ecosystem net primary productivity in tropical forests. *Philosophical Transactions: Biological Sciences*, 366(1582, The future of South East Asian rainforests in a changing landscape and climate): 3225-3245.
- [52] Xia J Z, Yuan W P, Lienert S, Joos F, Ciais P, Viovy N, Wang Y P, Wang X F, Zhang H C, Chen Y, Tian X J. Global patterns in net primary production allocation regulated by environmental conditions and forest stand age: a model-data comparison. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2019, 124(7): 2039-2059.
- [53] Anav A, Friedlingstein P, Beer C, Ciais P, Harper A, Jones C, Murray-Tortarolo G, Papale D, Parazoo N C, Peylin P, Piao S L, Sitch S, Viovy N, Wiltshire A, Zhao M S. Spatiotemporal patterns of terrestrial gross primary production: a review. *Reviews of Geophysics*, 2015, 53(3): 785-818.
- [54] Cai W J, Prentice I C. Recent trends in gross primary production and their drivers: analysis and modelling at flux-site and global scales. *Environmental Research Letters*, 2020, 15(12): 124050.
- [55] Pan S F, Tian H Q, Dangal S R S, Ouyang Z Y, Tao B, Ren W, Lu C Q, Running S. Modeling and monitoring terrestrial primary production in a changing global environment: toward a multiscale synthesis of observation and simulation. *Advances in Meteorology*, 2014, 2014(1): 965936.
- [56] Sun Z Y, Wang X F, Yamamoto H, Tani H, Zhong G S, Yin S, Guo E L. Spatial pattern of GPP variations in terrestrial ecosystems and its drivers: Climatic factors, CO<sub>2</sub> concentration and land-cover change, 1982—2015. *Ecological Informatics*, 2018, 46: 156-165.
- [57] Zhang M Y, He H L, Zhang L, Yu G R, Ren X L, Lv Y, Niu Z E, Qin K Y, Gao Y N. Increased ecological land and atmospheric CO<sub>2</sub> dominate the growth of ecosystem carbon sinks under the regulation of environmental conditions in national key ecological function zones in China. *Journal of Environmental Management*, 2024, 366: 121906.
- [58] Wang W J, Ma S, He H S, Liu Z H, Thompson F R, Jin W C, Wu Z F, Spetich M A, Wang L, Xue S, Zhang W G, Wang X W. Effects of rising atmospheric CO<sub>2</sub>, climate change, and nitrogen deposition on aboveground net primary production in a temperate forest. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(10): 104005.
- [59] Liu M, Bai X Y, Tan Q, Luo G J, Zhao C W, Wu L H, Chen F, Li C J, Yang Y J, Ran C, Luo X L, Zhang S R. Climate change enhanced the positive contribution of human activities to net ecosystem productivity from 1983 to 2018. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 2023, 10: 1101135.