曹无敌,张 思,吴 林,等.大气碳反演在城市碳排放监测评估中的作用 [J]. 中国环境科学, 2025,45(9):5277-5286.
Cao W D, Zhang S, Wu L, et al. Atmospheric carbon inversion for monitoring and assessing urban carbon dioxide emissions [J]. China Environmental Science, 2025,45(9):5277-5286.

大气碳反演在城市碳排放监测评估中的作用

曹无敌[1,2],张 思[1,2],吴 林[1*],孙 康[3],任远哲[4],周兴军[5],孙凤娟[6],朱明明[1],姚 波[7],王自发[1,2,8],田永莉[5] (1.中国科学院大气物理研究所,北京 100029；2.中国科学院大学,北京 100049；3.中国环境监测总站,北京 100012；4.乌兰察布市生态环境综合保障中心,内蒙古 乌兰察布 012000；5.内蒙古自治区环境监测总站,内蒙古 呼和浩特 010011；6.山东省济南生态环境监测中心,山东 济南 250101；7.复旦大学大气与海洋科学系,上海 200438；8.中国科学院城市环境研究所,福建 厦门 361021)

摘要：城市二氧化碳排放量的大气反演估算是城市碳监测评估的核心方法之一,其性能决定评估的准确性和有效性,与评估能否满足城市碳达峰碳中和管理需求密切相关.大气碳反演性能涉及监测网络、排放清单、大气传输、反演算法等诸多因素.当前国内外城市大气碳反演工作已经获得阶段性成果,但对反演性能及其在“双碳”管理中所能发挥的作用缺乏系统性梳理总结.本文通过梳理城市大气碳反演现状与性能,阐明提升反演性能需综合优化碳监测网络布设、先验清单质量和传输模式精度等关键环节.高性能反演系统不仅能够实现城市碳排放量的高时效精准核算,还可识别城市短期碳排放波动,为城市碳排放管理与政策评估提供关键支撑.进一步探讨当前我国城市大气碳反演性能提升的难点和可能的解决思路,以期为我国碳达峰碳中和目标实现提供大气环境监测支撑.

关键词：碳达峰碳中和；城市碳反演性能；城市碳监测评估；碳管理
中图分类号：X8,X51 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2025)09-5277-10

Atmospheric carbon inversion for monitoring and assessing urban carbon dioxide emissions. CAO Wu-di[1,2], ZHANG Si[1,2], WU Lin[1*], SUN Kang[3], REN Yuan-zhe[4], ZHOU Xing-jun[5], SUN Feng-juan[6], ZHU Ming-ming[1], YAO Bo[7], WANG Zi-fa[1,2,8], TIAN Yong-li[5] (1.Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China；2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China；3.China National Environmental Monitoring Centre, Beijing 100012, China；4.Ulanqab Municipal Bureau of Ecological Environment Comprehensive Support Center, Ulanqab 012000, China;5.Inner Mongolia Environmental Monitoring Station, Hohhot 010011, China；6.Jinan Environmental Monitoring Center of Shandong Province, Jinan 250101, China；7.Department of Atmospheric and Oceanic Sciences & Institute of Atmospheric Sciences, Fudan University, Shanghai 200438, China；8.Institute of Urban Environment, Chinese Academy of Sciences, Xiamen 361021, China). *China Environmental Science*, 2025,45(9)：5277~5286

Abstract：Atmospheric inversion is a key method to estimate urban carbon dioxide emissions for monitoring and assessment purpose. The inversion skills determine not only the assessment accuracy and efficiency, but also whether they can fulfill the demands of carbon managements for the cities to achieve carbon peak and carbon neutrality (dual carbon pledge). However, despite the recent advances in urban carbon inversions, it is still not well examined in depth and details the current status of the inversion skills and their roles in urban dual carbon managements, taking into account multiple factors including monitoring networks, emission inventories, atmospheric transport and inversion methods. Here, we review the advances of urban carbon inversions and examine inversion performance, highlighting that the improvement of the inversion performance requires coordinated optimization of monitoring networks, prior inventories, and transport models. High-performance inversion systems can provide timely and accurate estimates of urban emissions and identify short-term emission variations, supporting policy assessment and carbon management at urban scale. We further discuss the challenges and possible solutions for improving inversion performance in several Chinese cities, with the aim of providing atmospheric environmental monitoring support for these cities to achieve dual carbon targets.

Key words：carbon peak and carbon neutrality；urban carbon inversion performance；monitoring and assessment of urban carbon emissions；carbon management

收稿日期：2025-02-14
基金项目：中国气象局气象软科学重大项目(2022-ZDAXM06);国家自然科学基金资助项目(42177096)

* 责任作者，正研级高工, lin.wu@mail.iap.ac.cn

城市直接排放了全球约 44%的 CO_2,并间接影响了约 75%的能源相关碳排放[1-2].核算城市巨量人为碳排放,对实现全球和国家尺度的碳达峰碳中和目标至关重要[3-5].城市聚集了主要的人为碳排放源,相应的大气 CO_2 浓度显著高于本底水平,例如 2010 年冬季法国巴黎因化石燃料燃烧引起的CO_2浓度升高可达 26μmol/mol[6].通过大气传输模拟可建立排放源与观测浓度间的定量关系,从而使基于大气浓度信号的城市人为碳排放量评估成为可能[7-8].因此,《IPCC2006 年国家温室气体清单指南 2019 修订版》提出了独立于统计清单的“自上而下”反演核算方法.欧美日等国家也正在开发基于大气反演的可观测支撑验证(MVS)系统,该系统将作为《巴黎协定》议定的 5a 一次的全球盘点的关键技术工具[9].我国生态环境部于 2021 年启动城市碳监测评估试点工作,已将利用大气观测“自上而下”反演估算城市碳排放量作为主要方法之一.在该框架下,大气反演核算性能成为城市碳排放监测评估的核心问题,直接关系其能否有效支持城市碳管理需求.

城市大气碳反演性能是指基于大气CO_2观测反演城市碳排放量的能力,反映其评估准确性和有效性,可从不确定性、稳定性和时空分辨率等方面进行量化.反演性能受监测网络对人为排放信号的捕捉能力、排放清单的时空分辨率及准确性、大气传输模式的模拟效果、反演方法与参数配置等多因素共同影响,需要综合考虑才能保证反演性能.

面向“碳达峰”与“碳中和”目标,城市碳管理需实现排放量的及时评估与趋势追踪.因此,大气碳反演性能提升成为城市碳排放监测评估的关键,高性能大气碳反演系统能有效降低城市碳核算不确定性,实现近实时碳排放量估算.尽管国际上已有近 15a 城市尺度碳反演研究积累[7-11],国内也有学者梳理了城市碳排放反演研究进展[12-13],但尚缺乏聚焦“反演性能”的系统性分析总结.我国生态环境部城市碳监测评估试点工作在城市监测站点布设、数据质控标准建立、排放清单本地化等方面取得进展,为提高反演性能和推动应用落地创造了条件.然而,目前尚未系统梳理城市大气碳反演性能的内涵和影响因素,其在城市碳监测评估与管理中的作用亟需进一步厘清.为此,本文通过阐述城市大气碳反演评估系统的组成与性能关键要素,梳理国际典型城市碳反演性能现状,探讨影响反演性能的主要因素,并分析我国城市碳反演性能提升面临的挑战与潜在路径,旨在为实现我国碳达峰碳中和目标提供科技支撑.

1 城市碳反演系统性能与影响因素

城市大气碳反演本质上是基于统计理论,通过融合先验信息与观测数据估计真实碳通量.该过程采用贝叶斯定理,计算后验碳通量的概率分布[14],并依据后验概率得到真实碳通量的最佳估计.贝叶斯反演是当前城市大气碳反演的主流反演方法,也称为分析方法(analytical methods)或矩阵方法(matrix methods)[15-16].在目前城市碳监测网络分布稀疏、大气扩散平滑浓度信号的情况下,需要综合考察先验碳源汇变化与大气传输模拟误差,反演系统未知源汇的自由度应与观测信息的自由度相匹配,以更好利用较为有限的观测信息评估碳源汇变化[17-18].此外,对于城市大气碳反演而言,碳排放的时空异质分布以及城市复杂大气传输过程刻画不足,易导致浓度观测中包含显著的代表性误差[19],因此需要在碳通量向量时空划分、背景误差和观测误差设定等方面合理配置反演系统参数,从而提高碳反演性能.

贝叶斯反演方法配置灵活、反演计算量小,且便于处理观测代表性误差,因此在城市大气碳反演中具有明显优势.但当城市碳监测网络进一步加密、观测数据量大幅增加,需要对碳通量向量进行高维精细时空划分时,贝叶斯反演存在计算瓶颈.此时,可采用变分方法(如四维变分 4D−Var)[20]或集合方法(如集合卡尔曼滤波 EnKF)[21-22]近似求解贝叶斯定理,以提高计算效率.

城市大气碳反演系统由反演算法、碳监测网络和大气碳传输模拟系统共同组成,其性能受碳浓度信号采集能力、先验信息精度和大气碳传输模式性能共同影响,各环节的协同优化是确保反演性能的基础.

1.1 城市人为碳排放大气监测网络

城市大气碳反演性能与人为碳排放引起的大气CO_2浓度变化信号的监测质量与代表性直接相关.然而,当前城市碳监测网络在捕捉人为排放信号方面仍面临多重挑战.首先,城市 CO_2 人为排放导致的浓度增量相比区域本底浓度至少低一个数量级,而

本底浓度又受区域大气传输和生态系统碳源汇变化影响显著.其次,大气扩散与混合作用使得城市排放 CO_2 烟羽会迅速融入背景场,稀释了人为排放信号.最后,市区近地大气 CO_2 受下垫面特征、边界层动态和人为热等多重因素影响,呈现细流或絮流态,进一步增加监测难度.

因此,合理布局城市大气碳监测网络、科学选择监测方法,是有效捕捉人为碳排放信号、支撑高性能碳反演系统建设的关键.一般而言,城市碳监测站点通常布设在市区内及市区与郊区边缘的主导上下风向路径上,形成覆盖城市人为排放的网络.成本允许下,也可在远离城市主要建成区和主要污染源、生态系统影响小、具有较大区域尺度代表性的位置布设背景站点,采样目标城市本底浓度.城市碳监测以高精度监测仪器为主,高精度仪器精度通常小于0.1μmol/mol,为了避免局地信号干扰,采样高度最好在粗糙子层以上并远离碳排放强点源,开展长期连续观测,确保获取能够解析人为碳排放特征的 CO_2 浓度数据.但是受限于高精度仪器安装和维护成本,高精度网络站点往往较为稀疏,可在市区和工业园区适当加密布设中精度仪器(精度要求 1μmol/mol)进行辅助监测[16,23-24],并考虑车载走航和无人机监测作为关键排放源的补充监测手段,此外机载浓度观测也为城市碳排放反演提供了宝贵数据来源[25].

地基或空基遥感获得的 CO_2 柱浓度(XCO_2)能捕捉大气碳浓度变化,受垂直湍流误差影响较小[26],成为城市及点源排放反演的重要数据来源.OCO-2/3 等卫星遥感数据已在多个城市碳排放评估中应用[27-28],然而,由于卫星遥感受限于观测精度、重访时间和采样密度,尚不能满足城市碳排放的连续监测需求.相比之下,地基遥感可在一定程度上补充城市碳排放时空变化信息[29],但是由于其观测值为整层大气 CO_2 柱浓度,难以有效区分自然源与人为源碳通量,若单独使用,其在提升城市碳反演性能方面作用有限.因此,遥感数据可作为站点浓度监测的有益补充,在多源数据融合架构下强化城市碳反演系统对垂直浓度与空间覆盖的表征能力,提升碳反演的稳定性和代表性.

1.2　城市人为碳排放清单

城市碳排放清单的时空分辨率及准确性不仅对碳管理至关重要,同时也影响大气碳反演性能.高时空分辨率、低不确定性的碳排放清单可有效优化先验误差协方差,提升反演性能.同时作为大气传输模式输入,可以有效提高模拟准确性并降低观测代表性误差.另一方面城市稀疏的大气观测信息往往对城市碳排放空间分布和部门约束较小,因此大气碳反演后验结果一定程度上依赖城市碳排放清单提供时空分布特征信息.

基于宏观统计数据的城市碳排放清单可以粗略反映排放总量及其空间分布特征,核算范围通常包括城市行政边界范围内产生的直接排放,以及电力和热力调入引发的间接排放和其他消费导致的间接排放,其中仅直接排放能够反映城市本地排放特征,也是输入模式模拟和反演模型的重要先验信息.格点化排放清单编制方法大致可分为自上而下和自下而上两类:自上而下方法主要是利用人口分布、GIS 数据、遥感数据等时空代理数据,将国家或省级碳排放清单进行降尺度分配,能够较好的保证核算总量的平衡;自下而上的方法则通过对具体排放实体(如工厂、建筑和车辆等)进行数据采集与建模,量化城市各部门的碳通量特征,具有更高的时空分辨率.为兼顾工作强度与不确定性,实际清单编制往往结合两种方法.但是用于监管和经济统计的城市尺度碳排放相关数据往往不完整,当前城市碳排放清单仍存在不确定性较大和时空分辨率不足等问题,导致先验浓度模拟误差较大,为此需要发展城市尺度的系统、全面、科学的本地化数据收集体系.

1.3　城市生态系统碳通量

城市碳源汇具有复杂多变的时空特性,大气碳反演性能不仅依赖人为碳排放清单的质量,还受到城市生态系统碳通量模拟能力的影响.城市生态系统碳通量存在显著昼夜和季节变化,是导致城市大气碳浓度观测信号波动的重要原因之一[30],准确量化生态系统碳通量是提高城市碳排放反演性能的关键因素之一.

城市生态系统碳通量一般可通过生态系统模型模拟获得,主要包括植被过程模型和遥感数据驱动模型两类.由于城市地区物质和能量交换过程复杂、城市环境与自然生态系统存在显著差异,以及小尺度变化剧烈、数据异质性强等特点,传统植被过程模型普遍缺乏针对城市生态系统的专门模块.因此,在大气碳反演应用中,目前多采用基于遥感数据驱动的光能

利用率模型(如 CASA、VPRM 等)来刻画城市自然源碳通量特征[31-33].不过,遥感数据驱动模型对过程机理的描述相对简化(如呼吸作用),导致其城市生态系统碳通量时空变化规律的解析能力不足.因此,需要结合地面碳通量观测数据,开展模型校准和参数优化,以提高城市自然源碳通量模拟精度[34].

1.4 城市 CO_2 大气传输模式

在城市碳反演评估中,大气传输模式承担着关联地表碳通量和大气 CO_2 观测浓度的重要作用.传输模拟不准确所引发的代表性误差,在很大程度上决定了观测信息在反演系统中的权重和解释方式.因此,准确可靠的 CO_2 大气传输模拟对于提升反演性能至关重要.尽管 CO_2 作为惰性示踪气体,其大气传输过程不涉及复杂的化学变化,但城市地区边界层气象、土地利用类型、下垫面特征和人为热等因素高度复杂,导致城市冠层下的大气动力和热力结构呈现高度异质性,使模式本地化参数和地面信息难以准确更新与优化,给城市高时空分辨率 CO_2 传输模拟带来挑战.

目前常用的大气传输模式主要包括高斯烟羽模型、欧拉模型(如 WRF-Chem、WRF-CMAQ 和 WRF-NAQPMS 等)和拉格朗日模型(如 STILT、HYSPLIT 和 FLEXPART 等).高斯烟羽模型通过简化大气 CO_2 扩散过程建立简单的源受体关系,适用于点源排放情景下的快速评估.欧拉模型则基于网格结构模拟整个浓度场与排放源的时空关系,能够获取无观测区域的浓度信息,有利于刻画城市 CO_2 传输的整体过程.拉格朗日模型则使用 WRF 等欧拉模型提供的气象场为驱动,追踪大量粒子的运动轨迹及其在模拟空间中的位置和停留时间,从而构建源受体关系.该类模型的前向模拟可用于量化源区对下游浓度变化的影响,后向模拟可估算特定观测点的浓度信号受上游通量的贡献,尤其在观测点稀疏和点源占主导的场景中具有一定的优势.

降低大气传输模拟的不确定性并量化其误差,是提高城市碳反演性能的重要途径.一方面,可通过多模式多方案对比模拟分析不确定性来源[35];另一方面,可引入协同观测的气象数据对传输模型进行校准验证,开展气象数据同化减少传输误差[36].此外,土地利用数据及城市冠层参数的及时更新也是实现高精度 CO_2 传输模拟不可忽视的重要环节.

2 国际城市碳反演系统与性能现状

2.1 城市大气反演评估系统

2.1.1 城市大气碳监测网络 构建科学合理的城市碳监测网络,是有效捕捉人为排放对大气 CO_2 浓度影响、提升碳反演性能的基础.城市大气碳监测网络由 2010 年左右开始建设,例如巴黎的 CO_2-MEGAPARIS 项目.近年来,欧盟综合碳观测系统(ICOS)城市计划(ICOS Cities)进一步拓展城市尺度观测,支持巴黎、慕尼黑、苏黎世 3 个旗舰城市建设城市碳监测网络,另有 12 个欧盟城市也相继加入.美国国家标准与技术研究院(NIST)支持的印第安那波利斯实验项目(INFLUX)、洛杉矶城市项目(LA Megacity)、东北走廊地带项目(Northeast Corridor Test Bed)和盐湖城(Salt Lake City)也结合各自特点开展了系统的城市碳监测评估研究.

与区域尺度碳监测网络不同,城市碳监测的主要目的是对人为排放引发的碳浓度变化信号的有效捕捉,需充分考虑气象特征、社会经济水平、人为源与自然源分布特征等因素优化观测点布局.例如,法国巴黎作为典型生活型大城市,围绕主要建成区(大巴黎地区)建设了 7 个高精度碳监测站点(如图 1(a))[33],其中 2 个站点位于市中心高排放区,5 个点位于城乡过渡带的主导风向轴线上,形成上下风向梯度观测系统.同时,还配套气象站和城市大气边界层监测站,用于辅助反演系统中的传输模式优化和数据滤波.

美国盐湖城作为地形封闭性较强的城市,受外来排放源影响较小,是犹他州城市碳监测网络项目(UUCON)的重要试点城市[37].该网络在城市核心和边缘分别布设高精度碳监测站点(图 1(b)),以便同时获取准确的背景信号和本地排放信号.盐湖城项目还在城市轻轨上安装便携式温室气体分析仪[38],使用移动碳监测数据进行城市碳排放反演评估,提高了反演评估结果的空间代表性同时降低了后验排放的不确定性.此外,盐湖城将原有的空气质量监测网络与新组建的碳监测网络同时运行[39],初步探索了污碳协同监测的新路径.

NIST 的城市碳监测评估项目从 2010 年以来在美国印第安那波利斯、洛杉矶和东北走廊地带建设了高密度、高精度城市碳监测网络(如图 1(c)、图 1(d)

和图 1(e)),涵盖了内陆生态型、滨海城市及综合城市群等不同城市类型,辅以飞机航测、同位素测量和通量塔监测等多手段展开反演实验与方法验证[25,40-41],这些试点城市为城市碳监测网络设计与反演性能优化提供了重要经验.城市碳监测网络设计是一个综合考虑理论优化分析、实际建站条件、数值模拟实验的过程.当前,网络设计已广泛采用观测系统模拟实验(OSSE)与统计聚类分析方法进行形式化点位布局优化[16,23,42],但在实际部署时,还需要实地考察排放、气象、基建等建站条件以决定点位位置.

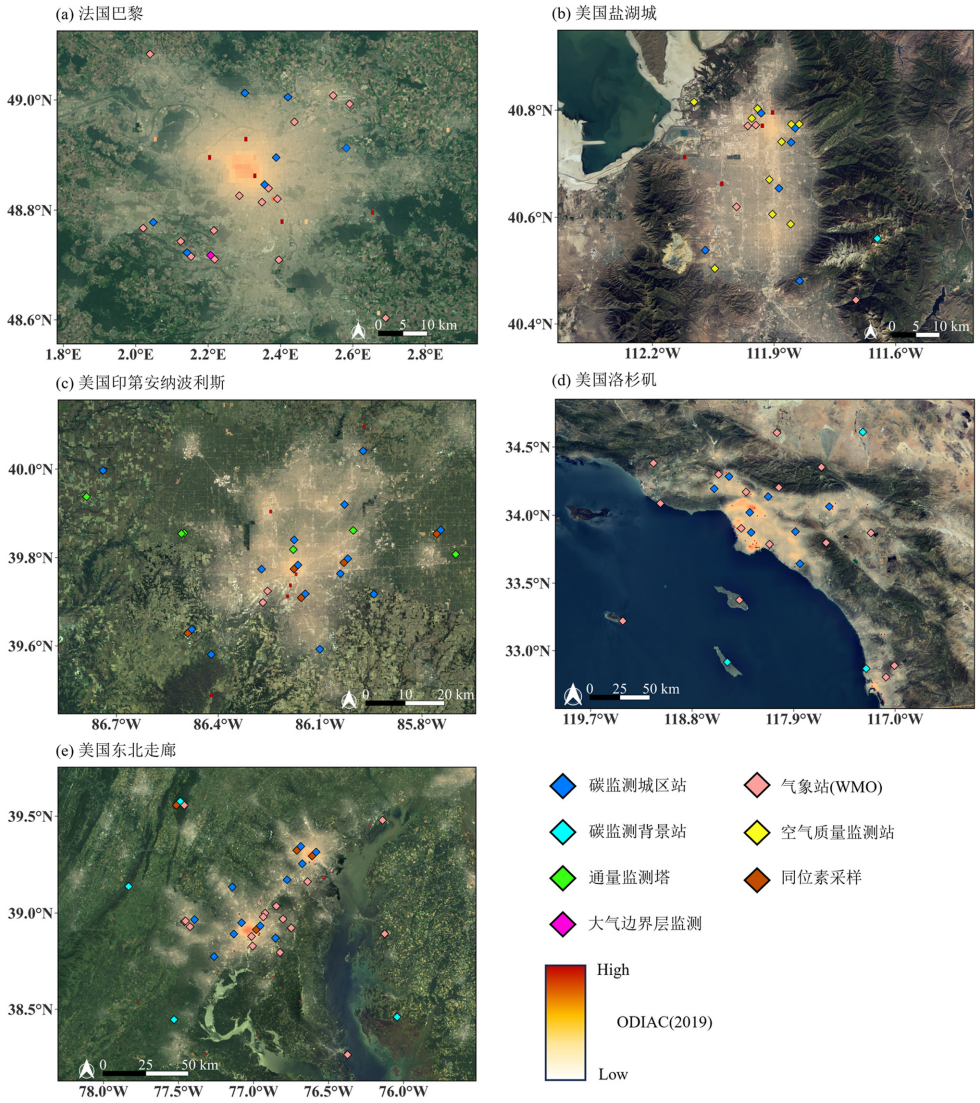


图 1　城市碳监测网络

Fig.1　Carbon monitoring networks in different cities

基于天地图(www.tianditu.gov.cn)审图号 GS(2025)1508 号的影像地图制作

2.1.2　城市大气碳传输模拟系统　碳传输模拟系统是连接地表碳通量和大气观测浓度间的关键环节,其模拟精度直接决定反演结果的准确性和可信度.城市地区具有下垫面结构复杂、排放分布高度异质、边界层扰动强烈等特征,导致碳传输模拟易受到模型分辨率、风场偏差和边界层高度误差等多种因素干扰,进而影响反演性能.因此,提升碳传输模拟系统的本地适应性和动态过程刻画能力,是构建高性能城市碳反演系统的基础.

高分辨率建模对于准确刻画城市尺度下的大气 CO_2 浓度场的空间异质性至关重要.Feng 等[43]构建了洛杉矶高分辨率城市碳模拟系统,发现尽管高分辨率大气传输模式在拟合地面气象观测数据方面提升有限,但其对边界层高度和局地风场结构的

刻画更加准确.同时,研究表明高分辨率排放产品(Hestia-LA)的耦合显著提升模拟城市 CO_2 浓度变化的能力,因此需传输模型和排放输入的高精度协同配置.此外,气象观测数据同化是减少模拟传输误差的有效手段.Deng 等[36]在印第安纳波利斯区域应用四维数据同化(FDDA)技术引入地面气象观测与多源风廓线数据,有效改善风速和风向模拟精度,提升边界层结构模拟效果.Lian 等[44]则指出,单纯依赖全球中尺度气象驱动(如 ECMWF 再分析资料)难以再现城市局地气象特征,而基于观测数据驱动的本地化 WRF-UCM 模式能更有效模拟城市下垫面对边界层高度和风场结构的影响,为城市碳传输模拟优化提供参考.进一步分析影响反演评估的误差来源,Lian 等[45]对不同物理参数方案、边界条件与排放清单配置下的 CO_2 浓度模拟进行敏感性实验,发现城市区域的CO_2浓度模拟不仅依赖大气传输模型对垂直混合过程的准确刻画,还需准确量化人为排放的时序变化(如日变化特征).

2.2 国际城市大气碳反演性能现状

2.2.1 大气碳反演校验城市碳排放量 城市碳反演的早期代表性成果之一是Bréon等[46]2015年利用大气CO_2浓度监测数据对巴黎地区碳排放量的反演估算(表 1).他们基于贝叶斯反演方法,利用上下风向站点 CO_2浓度梯度数据对“自下而上”统计排放清单进行独立验证.结果表明,先验清单 AirParif 高估了 2010 年秋冬季两个月的碳排放量,并能在统计意义上区分日间(6~18h)的人为源与自然源.随后,Staufer[47]利用为期 1 年的观测数据反演评估巴黎地区人为碳排放量,由于大气传输模型存在较大的不确定性,他们严格筛选 CO_2 浓度梯度数据,以减小代表性误差.将 2008 年 AirParif 排放清单作为先验信息,得到独立的 2010 年后验排放总量,结果与当年 AirParif“自下而上”统计排放清单总量相近,表明在巴黎这样生活型排放为主的城市,基于 3 个高精度站点浓度观测数据,利用大气反演方法可以有效核算城市年排放总量.

同期,Lauvaux 等[48]在美国印第安纳波利斯开展城市碳反演研究,由于该市被大面积玉米农田环绕,为削弱自然源干扰,研究人员选择冬季休耕期进行城市碳反演评估,并通过同化气象数据提升大气传输模式模拟能力.结果显示,后验估算的碳排放量比高精度 Hestia 先验清单高约 20%,同时指出先验误差的空间分布会显著影响反演结果的排放空间格局和总量.Gurney 等[7]进一步分析 Hestia 清单的低估原因,发现其未统计生物质燃料和生物呼吸通量,这一差异与 $^{14}CO_2$ 测量结果一致,足以解释约 20%的碳通量低估情况.Turnbull 等[50]比较了清单方法、大气反演方法、CO_2 质量平衡法和 CO 质量平衡法等多种估算方法,发现印第安纳波利斯冬季城市化石燃料燃烧碳排放量差异在 7%以内,显示出高质量统计清单和大气反演评估方法间的互补性和交叉验证价值,能够有效提升城市碳排放评估的可靠性.

2.2.2 大气碳反演评估城市碳排放波动 基于大气观测的“自上而下”反演方法也可用于动态评估人类活动引起的城市碳排放短期波动.Yadav 等[32]使用洛杉矶和华盛顿-巴尔的摩地区城市碳监测网络数据,反演评估了 2020 年疫情封锁期间的碳排放变化,发现两个城市圈的碳排放量较同期下降了约 30%.Lian 等[52]则使用连续大气碳监测数据和贝叶斯反演方法,量化了巴黎两次封锁期间的碳排放日变化和减少幅度,结果表明交通活动减少是排放下降的主因,并证实大气碳反演可识别季节时间尺度的城市碳排放变化(>20%).此外,Lian 等[33]首次基于连续 6a 的巴黎 CO_2 浓度监测数据,系统评估了城市碳排放的年际变化趋势,发现巴黎地区的碳排放量呈下降趋势,除 2021 年较封锁期间排放增长,6a 间碳排放年均下降 2%左右,这对城市气候与碳中和政策效果的评估具有重要意义.这项研究还表明,在具备高质量先验清单和高精度观测数据的条件下,高性能大气碳反演能够完成高时效的城市尺度碳排放核算独立验证,延迟仅一个月左右.Asimow 等[53]则利用美国旧金山密集低成本网络 5a 监测数据和贝叶斯反演方法,对城市碳排放年际变化趋势进行评估,结果表明城市年均减排率为(1.8%±0.3%),验证了中精度碳监测网络在城市碳排放评估与碳管理中的应用潜力.

简而言之,城市大气反演技术不仅能够实现碳排放清单的有效校验,还能实现对城市碳排放总量和短期波动的精准评估.依托独立大气观测系统,高性能“自上而下”方法可为“双碳”政策落地情况提供高时效、可量化的评估支持,服务于城市碳排放管理与政策制定.

表 1　典型城市碳反演评估系统性能与作用

Table 1　Performance of atmospheric carbon inversion in the cities

关键工作	主要影响因素			性能	作用
	监测数据	先验清单	大气传输模式		
Bréon 等[46]	高精度站点 CO_2 浓度梯度	AirParif	CHIMERE	化石燃料碳排放不确定性明显下降	大气反演评估月碳排放量
Staufer 等[47]	3 个高精度站点 CO_2 浓度梯度	AirParif	CHIMERE	不同敏感性测试验证大气反演评估年碳排放的稳定性	利用 2008 年清单和 2010 年观测数据反演评估 2010 年碳排放量
Wu 等[16]	巴黎观测系统模拟实验	IER	CHIMERE	中精度站点(70 个)使反演后验不确定性小于 5%,从而具备反演部门级碳排放和评估年排放量下降趋势的能力	明确提出 MRV(即 MVS)概念,并论证碳反演性能指标
Lauvaux 等[48]	9 个高精度站点 CO_2 浓度	Hestia	WRF-FDDA-LPDM	反演核验印第安纳波利斯冬季清单低估 20%碳排放	大气碳反演方法实现排放清单校验
Nathan 等[49]	5 个高精度站点 CO_2 和 CO 浓度	Hestia	WRF-LPDM	CO-CO_2 联合反演印第安纳波利斯城市交通部门碳排放	优化城市交通与非交通部门 CO_2ff 排放分布估计
Turnbull 等[50]	13 个城市地面站 CO_2 浓度及飞机航测 CO_2 和 CO 浓度	Hestia	WRF-Chem	排放清单、大气反演、CO_2 与 CO 质量平衡等多方法碳排放评估差异小于 7%	多方法比对支撑城市碳核算与管理
Lauvaux 等[51]	下午时段的 CO_2 和 CO 大气浓度比值	Hestia	WRF-LPDM WRF-VPRM	城市年人为碳排放反演估计稳定度 3%以内	发现城市碳排放报告低估 35%
Yadav 等[32]	9~13 个城市高精度站点 CO_2 浓度	Vulcon、Hestia	NAMS-STILT、WRF-VPRM	反演 2020 年疫情封锁期间的碳排放变化情况	及时识别快速变化的城市碳排放
Lian 等[52]	6 个高精度站点 CO_2 浓度梯度、气象数据	Origins	WRF-Chem、WRF-VPRM	反演封锁期间的碳排放日变化,识别季节尺度的城市碳排放变化(>20%)	
Lian 等[33]	巴黎 7 个高精度碳监测网络 6a 的 CO_2 大气监测浓度数据	Origins	WRF-Chem、WRF-VPRM	发现巴黎 6 年碳减排年均 2%,结果与多种清单一致性在 10%以内	6 年长时序监测实现低延迟城市尺度碳排放核算
Asimow 等[53]	旧金山 57 个低成本中精度碳监测站点数据	FIVE、BAAQMD	HRRR-STILT	基于密集低成本网络 5 年监测数据反演发现城市年均减碳(1.8%±0.3%)	密集低成本监测网络结合贝叶斯反演方法核算城市碳排放年际变化趋势

3　我国城市碳反演性能提升挑战及展望

3.1　我国城市碳监测评估进展

我国城市碳监测评估工作相对起步较晚,2017 年启动的国家重点研发计划“京津冀城市群高时空分辨率碳排放监测及应用示范”项目,首次在京津冀城市群开展了高时空分辨率碳排放监测网络布设与模拟评估工作.2021 年以来,生态环境部陆续印发《碳监测评估试点工作方案》和《深化碳监测评估试点工作方案》,在上海、杭州、宁波、济南、郑州、深圳、成都、唐山、太原、鄂尔多斯、丽水和铜川等 12 个城市以及江苏、浙江、广东和重庆等 4 个省(直辖市)开展大气温室气体监测试点工作.各试点城市结合自身特点,探索构建本地化碳监测评估方案,广泛采用高精度和中精度地基观测、卫星遥感和 $^{14}CO_2$ 示踪等多源数据开展碳反演工作,为碳排放量核算积累宝贵经验.

尽管我国已初步开展城市大气碳反演相关工作,但是整体仍处于探索阶段,目前尚无基于浓度观测网络的城市尺度碳排放量反演成果公开发表,城市碳反演性能尚难以量化评价.随着我国城市大气温室气体监测评估体系不断完善,城市尺度碳反演性能有望逐步提高.

3.2　我国城市碳反演性能提升难点

城市碳反演性能提升需依赖各环节的系统优化.首先,城市碳监测的关键是有效采样城市人为碳排放引起的浓度变化信号,提升反演性能不仅需要根据城市规模、排放分布和气象特征等合理优化监测网络布设方案和监测方法,还应加强观测数据的质量控制和预处理,精准区分城市人为源和区域背景浓度信号.而在碳传输模拟系统优化方面,应聚焦减小模拟误差,强化本地化参数设置,及时更新城市下垫面特征等输入数据,提高人为源排放清单和自然源碳通量的时空分辨率与准确性,有条件时可引入气象数据同化以减少传输模拟误差.大气碳反演算法选择与误差配置决定了观测信息与先验信息

融合的效果,合理表征背景误差和观测代表性误差是提升反演性能的关键步骤之一.

我国城市发展水平和类型差异显著,经济状况、气候条件、地形地貌和排放特征多样,导致反演性能提升的难点因地而异.以试点城市为代表,基本涵盖工业型、生活型、生态型等多类型城市.其中,生活型城市碳排放以面源和线源为主,导致高质量先验排放信息不确定性较大,但具有明显的时空特征,有利于通过反演方法识别变化趋势.而唐山和鄂尔多斯等工业型城市点源排放显著,地基监测网络需合理布局,必要时结合行业排放特征、点源在线监测与园区短期走航监测等多源信息,提升工业排放反演精度.生态型城市如深圳和重庆受自然源影响较大,应强化生态系统碳通量观测与建模能力[54],探索污碳协同监测以期提升人为源与自然源的区分能力[55].此外,像重庆、上海等具有复杂地形或高密度高层建筑的城市,其下垫面特征对监测点位布设和城市大气传输模拟带来挑战.碳传输模拟需提高对下垫面异质性的解析度和模拟能力[56],优化气象模式的参数化方案,集成并同化气象观测数据以验证模式性能.对超大型城市,还需特别关注区域尺度和城市尺度反演系统的差异,防止城市人为源信号和区域生态系统信号混淆.因此,应因地制宜构建匹配不同城市特征的碳监测网络与反演系统,必要时与省域尺度监测反演系统相结合协同部署,实现不同层级系统的互补集成[57].

无论何种类型的城市,大气反演结果的验证始终是一项挑战.可采用 ^{14}C 同位素测量、碳通量监测、CO 监测等多源信息交叉验证反演结果[8,58].也可通过与不同时段、不同分辨率的高质量碳排放清单排放进行比对,评估城市大气碳反演的性能[7,47].进一步,还可对反演系统开展敏感性测试以评估反演结果的鲁棒性[48,59].最后,通过清单统计法、质量平衡法与大气反演方法的多方法比对,验证反演结果的可靠性[50].

综上,城市碳监测评估体系的建设应全面考虑排放特征和气象条件,构建以高精度与中精度监测站点为主干的城市碳监测网络[60-61],逐步发展“天空地”一体化多源观测系统,持续优化碳传输模式与先验排放清单,系统提升城市尺度碳反演性能.

3.3 大气碳反演性能与碳管理

城市大气碳反演的性能直接决定其在城市碳管理中的应用价值.高性能碳反演系统可有效区分城市人为碳排放和自然碳源汇,动态评估城市碳排放总量及其变化趋势[16],为碳达峰碳中和路径及政策实施效果评估提供数据支撑.得益于其较强的时效性,碳反演系统能够识别关键政策与特殊事件期间的碳排放波动,是具备服务城市碳管理潜力的新型大气环境监测评估工具.未来亟需进一步探究和创新该系统在我国城市双碳治理中的应用模式,响应双碳目标实现、减污降碳协同和美丽中国建设等国家重大需求.

参考文献:

[1] Seto K C, Güneralp B, Hutyra L R. Global forecasts of urban expansion to 2030and direct impacts on biodiversity and carbon pools [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2012,109(40): 16083-16088.

[2] Bai X, Dawson R J, Ürge-Vorsatz D, et al. Six research priorities for cities and climate change [J]. Nature, 2018,555(7694):23-25.

[3] Duren R M, Miller C E. Measuring the carbon emissions of megacities [J]. Nature climate change, 2012,2(8):560-562.

[4] Gurney K R, Romero-Lankao P, Seto K C, et al. Climate change: Track urban emissions on a human scale [J]. Nature, 2015,525(7568): 179-181.

[5] Huovila A, Siikavirta H, Rozado C A, et al. Carbon-neutral cities: Critical review of theory and practice [J]. Journal of Cleaner Production, 2022,341:130912.

[6] Lopez M, Schmidt M, Delmotte M, et al. CO, NO_x and $^{13}CO_2$ as tracers for fossil fuel CO_2: results from a pilot study in Paris during winter 2010 [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2013,13(15): 7343-7358.

[7] Gurney K R, Liang J, Patarasuk R, et al. Reconciling the differences between a bottom-up and inverse-estimated $FFCO_2$ emissions estimate in a large US urban area [J]. Elem Sci Anth, 2017,5:44.

[8] Gurney K R, Liang J, Roest G, et al. Under-reporting of greenhouse gas emissions in US cities [J]. Nature communications, 2021,12(1): 553.

[9] Janssens-Maenhout G, Pinty B, Dowell M, et al. Toward an operational anthropogenic CO_2 emissions monitoring and verification support capacity [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2020,101(8):E1439-E1451.

[10] Xueref-Remy I, Pal S, Lopez M, et al. Atmospheric investigation of the role of the different emission sectors in the total CO_2 emission plume from the Paris megacity [C]//EGU General Assembly Conference Abstracts. 2012:13419.

[11] Mueller K L, Lauvaux T, Gurney K R, et al. An emerging GHG estimation approach can help cities achieve their climate and sustainability goals [J]. Environmental Research Letters, 2021,16(8): 084003.

[12] 胡 诚,张俊清,刘慧丽,等.城市尺度温室气体排放反演研究进展及

发展趋势 [J]. 中国环境科学, 2024,44(12):7036−7045.
Hu C, Zhang J Q, Liu H L, et al. Review of the greenhouse gas emission inversion approaches at city scale and future development trends [J]. China Environmental Science, 2024,44(12):7036−7045.

[13] 寇星霞,彭　珍,张美根,等.城市及区域尺度碳同化反演研究进展 [J]. 环境工程, 2024,42(10):209−217.
Kou X X, Peng Z, Zhang M G, et al. Research progress in urban and regional−scale atmospheric inversions of carbon sources and sinks [J]. Environmental Engineering, 2024,42(10):209−217.

[14] Laplace P S. Mémoire sur la probabilité des causes par les évènements [J]. Mémoires de l'Academie Royale des Sciences Presentés par Divers Savan, 1774,6:621–656.

[15] Enting I G. Inverse problems in atmospheric constituent transport [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.

[16] Wu L, Broquet G, Ciais P, et al. What would dense atmospheric observation networks bring to the quantification of city CO_2 emissions? [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016,16(12):7743−7771.

[17] Tans P P, Fung I Y, Takahashi T. Observational contrains on the global atmospheric CO_2 budget [J]. Science, 1990,247(4949):1431−1438.

[18] Ciais P, Tans P P, Trolier M, et al. A large northern hemisphere terrestrial CO_2 sink indicated by the $^{13}C/^{12}C$ ratio of atmospheric CO_2 [J]. Science, 1995,269(5227):1098−1102.

[19] Janjić T, Bormann N, Bocquet M, et al. On the representation error in data assimilation [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2018,144(713):1257−1278.

[20] Chevallier F, Ciais P, Conway T J, et al. CO_2 surface fluxes at grid point scale estimated from a global 21year reanalysis of atmospheric measurements [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2010,115(D21):D21307.

[21] Peters W, Miller J B, Whitaker J, et al. An ensemble data assimilation system to estimate CO_2 surface fluxes from atmospheric trace gas observations [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2005, 110(D24):D24304.

[22] Jiang F, Wang H, Chen J M, et al. Regional CO_2 fluxes from 2010 to 2015 inferred from GOSAT XCO_2 retrievals using a new version of the Global Carbon Assimilation System [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2021,21(3):1963−1985.

[23] Turner A J, Shusterman A A, McDonald B C, et al. Network design for quantifying urban CO_2 emissions: assessing trade−offs between precision and network density [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016,16(21):13465−13475.

[24] Grange S K, Rubli P, Fischer A, et al. The ZiCOS−M CO_2 sensor network: measurement performance and CO_2 variability across Zurich [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2025,25(5):2781−2806.

[25] Tomlin J M, Lopez−Coto I, Hajny K D, et al. Spatial attribution of aircraft mass balance experiment CO_2 estimations for policy−relevant boundaries: New York City [J]. Elementa: Science of the Anthropocene, 2023,11(1):00046.

[26] Lauvaux T, Davis K J. Planetary boundary layer errors in mesoscale inversions of column‐integrated CO_2 measurements [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2014,119(2):490−508.

[27] Kiel M, Eldering A, Roten D D, et al. Urban−focused satellite CO_2 observations from the Orbiting Carbon Observatory−3: A first look at the Los Angeles megacity [J]. Remote Sensing of Environment, 2021,258:112314.

[28] Danjou A, Broquet G, Lian J, et al. Evaluation of light atmospheric plume inversion methods using synthetic XCO_2 satellite images to compute Paris CO_2 emissions [J]. Remote Sensing of Environment, 2024,305:113900.

[29] Che K, Cai Z, Liu Y, et al. Lagrangian inversion of anthropogenic CO_2 emissions from Beijing using differential column measurements [J]. Environmental Research Letters, 2022,17(7):075001.

[30] Miller J B, Lehman S J, Verhulst K R, et al. Large and seasonally varying biospheric CO_2 fluxes in the Los Angeles megacity revealed by atmospheric radiocarbon [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2020,117(43):26681−26687.

[31] Sargent M, Barrera Y, Nehrkorn T, et al. Anthropogenic and biogenic CO_2 fluxes in the Boston urban region [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2018,115(29):7491−7496.

[32] Yadav V, Ghosh S, Mueller K, et al. The impact of COVID−19 on CO_2 emissions in the Los Angeles and Washington DC/Baltimore metropolitan areas [J]. Geophysical Research Letters, 2021,48(11): e2021GL092744.

[33] Lian J, Lauvaux T, Utard H, et al. Can we use atmospheric CO_2 measurements to verify emission trends reported by cities? Lessons from a six−year atmospheric inversion over Paris [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2023,23(15):8823–8835.

[34] Bazzi H, Ciais P, Abbessi E, et al. Assimilating Sentinel−2 data in a modified vegetation photosynthesis and respiration model (VPRM) to improve the simulation of croplands CO_2 fluxes in Europe [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024,127:103666.

[35] Díaz−Isaac L I, Lauvaux T, Davis K J. Impact of physical parameterizations and initial conditions on simulated atmospheric transport and CO_2 mole fractions in the US Midwest [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2018,18(20):14813−14835.

[36] Deng A, Lauvaux T, Davis K J, et al. Toward reduced transport errors in a high resolution urban CO_2 inversion system [J]. Elem. Sci. Anth., 2017,5:20.

[37] Kunik L, Mallia D V, Gurney K R, et al. Bayesian inverse estimation of urban CO_2 emissions: Results from a synthetic data simulation over Salt Lake City, UT [J]. Elem. Sci. Anth., 2019,7:36.

[38] Mallia D V, Mitchell L E, Kunik L, et al. Constraining urban CO_2 emissions using mobile observations from a light rail public transit platform [J]. Environmental Science & Technology, 2020,54(24): 15613−15621.

[39] Lin J C, Mitchell L, Crosman E, et al. CO_2 and carbon emissions from cities: Linkages to air quality, socioeconomic activity, and stakeholders in the Salt Lake City urban area [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2018,99(11):2325−2339.

[40] Karion A, Callahan W, Stock M, et al. Greenhouse gas observations from the Northeast Corridor tower network [J]. Earth System Science Data, 2020,12(1):699−717.

[41] Hajny K D, Floerchinger C R, Lopez−Coto I, et al. A spatially explicit inventory scaling approach to estimate urban CO_2 emissions [J]. Elem. Sci. Anth., 2022,10(1):00121.

[42] Lopez-Coto I, Ghosh S, Prasad K, et al. Tower-based greenhouse gas measurement network design—the national institute of standards and technology north east corridor testbed [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 2017,34:1095-1105.

[43] Feng S, Lauvaux T, Newman S, et al. Los Angeles megacity: a high-resolution land–atmosphere modelling system for urban CO_2 emissions [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016,16(14):9019-9045.

[44] Lian J, Wu L, Bréon F M, et al. Evaluation of the WRF-UCM mesoscale model and ECMWF global operational forecasts over the Paris region in the prospect of tracer atmospheric transport modeling [J]. Elem Sci Anth, 2018,6:64.

[45] Lian J, Bréon F M, Broquet G, et al. Sensitivity to the sources of uncertainties in the modeling of atmospheric CO_2 concentration within and in the vicinity of Paris [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2021,21(13):10707-10726.

[46] Bréon F M, Broquet G, Puygrenier V, et al. An attempt at estimating Paris area CO_2 emissions from atmospheric concentration measurements [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2015,15(4): 1707-1724.

[47] Staufer J, Broquet G, Bréon F M, et al. The first 1-year-long estimate of the Paris region fossil fuel CO_2 emissions based on atmospheric inversion [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016,16(22): 14703-14726.

[48] Lauvaux T, Miles N L, Deng A, et al. High-resolution atmospheric inversion of urban CO_2 emissions during the dormant season of the Indianapolis Flux Experiment (INFLUX) [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2016,121(10):5213-5236.

[49] Nathan B J, Lauvaux T, Turnbull J C, et al. Source sector attribution of CO_2 emissions using an urban CO/CO_2 Bayesian inversion system [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2018,123(23):13611-13621.

[50] Turnbull J C, Karion A, Davis K J, et al. Synthesis of urban CO_2 emission estimates from multiple methods from the Indianapolis Flux Project (INFLUX) [J]. Environmental Science & Technology, 2018, 53(1):287-295.

[51] Lauvaux T, Gurney K R, Miles N L, et al. Policy-relevant assessment of urban CO_2 emissions [J]. Environmental Science & Technology, 2020,54(16):10237-10245.

[52] Lian J, Lauvaux T, Utard H, et al. Assessing the effectiveness of an urban CO_2 monitoring network over the Paris region through the COVID-19 lockdown natural experiment [J]. Environmental Science & Technology, 2022,56(4):2153-2162.

[53] Asimow N G, Turner A J, Cohen R C. Sustained reductions of bay area CO_2 emissions 2018~2022 [J]. Environmental Science & Technology, 2024,58(15):6586-6594.

[54] Stagakis S, Brunner D, Li J, et al. Intercomparison of biogenic CO_2 flux models in four urban parks in the city of Zurich [J]. Biogeosciences, 2025,22(9):2133-2161.

[55] Kim J, Berelson W M, Rollins N E, et al. Observing Anthropogenic and Biogenic CO_2 Emissions in Los Angeles Using a Dense Sensor Network [J]. Environmental Science & Technology, 2025,59(7): 3508-3517.

[56] Zhao X, Chen J, Marshall J, et al. Understanding greenhouse gas (GHG) column concentrations in Munich using the Weather Research and Forecasting (WRF) model [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2023,23(22):14325-14347.

[57] Han P, Yao B, Cai Q, et al. Support carbon neutral goal with a high-resolution carbon monitoring system in Beijing [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2024,105(12):E2461–E2481.

[58] Wu K, Davis K J, Miles N L, et al. Source decomposition of eddy-covariance CO_2 flux measurements for evaluating a high-resolution urban CO_2 emissions inventory [J]. Environmental Research Letters, 2022,17(7):074035.

[59] Michalak A M, Randazzo N A, Chevallier F. Diagnostic methods for atmospheric inversions of long-lived greenhouse gases [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2017,17(12):7405-7421.

[60] Lian J, Laurent O, Chariot M, et al. Development and deployment of a mid-cost CO_2 sensor monitoring network to support atmospheric inverse modeling for quantifying urban CO_2 emissions in Paris [J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2024,17(19):5821-5839.

[61] 吴晋辉,肖 薇,陈 亮,等.低成本高密度监测网在城市 CO_2 浓度监测中的可行性——以杭州为例 [J]. 中国环境科学, 2025,45(5): 2377-2389.
Wu J H, Xiao W, Chen L, et al. The feasibility of low-cost high-density monitoring networks for urban CO_2 concentration monitoring: A case study of Hangzhou [J]. China Environmental Science, 2025, 45(5):2377-2389.

作者简介: 曹无敌(1998-),男,江苏徐州人,博士研究生,主要从事城市碳反演核算研究.发表论文 6 篇.caowudi@mail.iap.ac.cn.