

高时空分辨率FFCO₂排放清单的 构建方法及研究展望

马立¹, 王璟煦¹, 张迪迪¹, 王明珠¹, 宋玉彪¹, 曾辉²

(1. 河北工程大学地球科学与工程学院, 邯郸 056038; 2. 北京大学深圳研究生院, 深圳 518071)

摘要: 化石能源(FF)CO₂排放是全球人为温室气体排放的主体, 作为衔接国家排放清单和大气反演验证途径的关键环节, 2019年联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)对《国家温室气体清单指南》进行修订, 势必将推动高分辨率FFCO₂排放清单的进一步规范发展。本文结合修订版指南中对于高分辨率排放清单的具体要求, 从全球尺度、国家及以下尺度两个层面对高时空分辨率FFCO₂排放清单的构建方法进行梳理和归纳, 并对其研究趋势进行展望。① IPCC方法的进一步修订与完善, 将有助于进一步提高FFCO₂排放清单的时空分辨率和精度; 而构建包含间接排放的高分辨率FFCO₂排放清单正在兴起。② 作为大气反演模型的先验数据, 采用自下而上的部门方法, 直接获取排放统计数据, 是编制高分辨率FFCO₂排放清单的首要途径; 而通过替代变量及建模途径进行排放总量的时空分配, 也是编制高分辨率FFCO₂排放清单的必要手段。③ 清单的不确定性分析中, 需要考虑时空分配所带来的不确定性信息; 基于大气观测的反演验证途径将作为独立于排放清单的一种客观核算手段, 将在清单的质量保证/质量控制与验证中发挥重要作用。

关键词: 排放清单; 高分辨率; 碳排放; 反演; 时空格局

DOI: 10.11821/dlxb202203011

1 引言

人为二氧化碳(CO₂)排放加剧全球变暖趋势, 已成为科学界共识^[1]。自工业革命以来, CO₂浓度由(278±2) μmol/mol, 增长至2019年的(410.5±0.2) μmol/mol, 达到工业化前水平的148%^[2]。与其他形式的能源相比, 燃烧煤、石油和天然气等化石能源(Fossil Fuel, FF), 仍然是获取能源最具成本效益的途径。根据联合国环境计划署(UNEP)统计^[3], 2019年全球温室气体排放总量(不含土地利用变化排放)约为52.4 Gt CO₂当量, 其中FFCO₂排放约为38.0 Gt, 达到总量的72.52%。

高分辨率排放清单, 是将排放清单(的排放量)在空间和时间上进行分配, 并通常以1~10 km(国家尺度)的空间分辨率形式进行呈现的网格化排放数据集^[4], 也称作排放格网(Emission Grid)、排放地图(Emission Map)或网格清单(Gridded Inventory)。目前高分辨率排放清单已成为编制温室气体排放清单的主要趋势: 一方面, 可以利用高分

收稿日期: 2021-06-15; 修订日期: 2021-12-02

基金项目: 深圳市稳定支持计划项目(GXWD20201231165807007-20200812142216001); 深圳市基础研究自由探索项目(JCYJ20180302150417674); 国家自然科学基金项目(41871191) [Foundation: Shenzhen steady support project, No.GXWD20201231165807007- 20200812142216001; Shenzhen Basic Research Free- exploration Project, No.JCYJ20180302150417674; National Natural Science Foundation of China, No.41871191]

作者简介: 马立(1982-), 男, 河北邯郸人, 博士, 讲师, 研究方向为空间分析与建模。E-mail: mali@hebeu.edu.cn

通讯作者: 曾辉(1964-), 男, 辽宁凤城人, 教授, 博士生导师, 研究方向为景观与区域生态风险评估。

E-mail: zengh@pkusz.edu.cn

分辨率排放清单识别主要排放源及其排放的时空特性,为制定合理可行的节能减排目标和应对措施提供基本依据;另一方面,作为大气反演验证途径的先验数据,高分辨率排放清单的准确度直接影响到模拟结果的可靠性^[5-6]。

2019年5月,联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)第49次全会通过了对《国家温室气体清单指南修订版》(简称《2019修订版指南》)^[4],为世界各国建立国家温室气体清单和减排履约提供最新的方法和规则,特别是将大气浓度观测(遥感测量和地面基站测量)作为源清单核算的重要验证手段纳入指南,势必将推动作为先验数据的高分辨率排放清单的进一步发展。目前日本基于温室气体观测卫星项目(Greenhouse Gas Observing SATellite Project, GOSAT),构建的全球尺度FFCO₂排放清单(ODIAC),空间分辨率可以达到1 km×1 km^[7];美国的“赫斯缇娅项目(Hestia Project)”,则通过选取典型城市,将FFCO₂排放分解到每幢建筑及每条街道^[8],从而能够为基于大气浓度反演温室气体排放量提供了有力的数据支撑。

除了用于精准监测人为源碳通量,高分辨率排放清单在地学领域常被用于碳排放的空间格局及其影响因素分析,有效地推动了碳排放空间聚集特征以及与环境要素关系方面的研究进展。鉴于国内对于高时空分辨率FFCO₂排放清单的研究,仍处于学习欧美先进技术并跟踪其最新研究进展的阶段,本文结合《2019修订版指南》最新修订内容及方法,从全球尺度、国家及以下尺度两个层面,整理高分辨率FFCO₂排放清单的时空分配方法,并对今后研究趋势进行展望,以期为中国在该领域的研究提供借鉴与参考。

2 清单的排放量核算

排放量核算是高分辨率排放清单进行空间分配的前提。作为衔接传统排放清单与大气反演模型的基础数据,高分辨率排放清单的排放量核算普遍采用IPCC方法学体系,用以核算边界内的CO₂等温室气体的直接排放。对此,IPCC方法学体系提供了两种排放量核算途径,概述如下:

(1)自下而上(Bottom-up)的部门方法。部门方法是IPCC方法学体系推荐的核算方法,将温室气体排放源划分为能源、工业过程和产品使用等部门,通过计算、汇总部门、行业或企业层面的排放量,最终得到排放总量。为了提高计算精度,以“层级(Tier)”表示排放因子的获取途径,方法复杂性和精确性也逐级增加^①。《2019修订版指南》进一步完善了活动水平数据获取方法,并强调了企业层面(Tier 3)数据的使用,这将有效地提高清单的精度和可验证性^[4]。

(2)自上而下(Top-down)的参考方法。以化石能源为研究对象进行分类,通过对各类燃料的表观消费量、单位发热量、含碳率,固碳量,以及燃烧设备的平均氧化率等参数进行综合计算,最终汇总得到温室气体的总排放量。该方法简单、数据易于获取,但结果也较为简单、抽象,难以进行更深入地分析和处理,因此常作为辅助的参考验证方法来使用。

3 排放清单的时空分配

按照《2019修订版指南》的要求^[4],作为反演建模的先验性清单数据,国家温室气体清单应在空间和时间上进行分配,并以网格化排放数据集的形式呈现。其中,排放量

① 层级1运用缺省排放因子,层级2运用特定国家和地区的排放因子,层级3运用具体排放源的排放因子。

的空间分配一般通过两种分配途径进行：① 直接分配途径通常采用自下而上的部门方法，根据每个排放源的具体排放信息和地理位置对排放进行空间分配^[8]，准确性高，但由于涉及大量排放细节信息，数据往往难以获取及更新；② 间接分配途径利用替代变量（Proxy Variable）作为分配因子（如人口密度数据^[9]、夜间灯光数据^[10]等），以降尺度（Downscaling）的方式对清单的排放总量进行空间分配，简单快捷，但不可避免地会增加不确定性——替代变量与排放量的相关性越差，不确定性水平越高。

3.1 全球尺度排放清单

由于数据获取途径的限制，全球尺度的FFCO₂排放清单，多采用替代变量这种间接方式进行排放量的空间分配。Marland等^[11]在1985年根据各国化石能源表观消费量数据，利用人口空间密度数据构建了5°×5°全球FFCO₂排放清单，这成为全球FFCO₂排放数据集CDIAC的前身。此后Andres等^[12]于1996年将CDIAC清单的分辨率进一步提高到1°×1°，同时将基于人口密度分布进行排放总量空间分配的途径延续至今，并在EDGAR、FFDAS、PKU-CO₂等其他全球尺度高分辨率排放清单中得到借鉴和推广。

同样在1996年，欧洲也正式推出了自己的全球尺度1°×1°分辨率的综合排放清单数据库EDGAR（Emission Database for Global Atmospheric Research）^[13]，涵盖CO₂、CH₄等温室气体以及多种大气污染物在内的人为源和自然源排放。其中关于CO₂排放，采用了与CDIAC近乎一致的构建方法，如利用表观能源消费量数据核算排放总量，采用人口密度地图作为空间分配的主要途径（国际航班和船舶除外）；但EDGAR根据IPCC的要求，基于部门方法构建了一套完整的清单核算体系，便于其日后针对性地更新各部门的数据来源，模块化改进清单构建技术，提高空间分配的分辨率和精度^[14]。

夜间灯光数据，是另外一个经常被采用的排放分配替代变量。2000年Doll等^[15]率先尝试利用美国国防气象卫星项目DMSP/OLS的夜间灯光数据分配FFCO₂排放量，结果表明各国的夜间灯光区域面积与其CO₂总排放量呈现显著的对数线性相关；以此编制的1995年1°×1°分辨率的全球尺度CO₂排放清单，与同期CDIAC排放清单相比，二者的CO₂全球空间分布结果，特别是在高GDP地区具有良好的相似性；灯光数据分配得到的排放网格数量少于CDIAC的排放网格数量，最大网格排放强度也远低于后者。Doll等^[15]在文末建议，“传感器上记录的辐射值可作为加权函数，用于进一步调制与每个网格排放量相关的量级”，这一方法也成为此后基于夜间灯光数据构建FFCO₂清单的标准操作。

Rayner等^[16]通过同化模型构建了0.25°×0.25°空间分辨率的全球尺度化石能源数据同化系统（Fossil Fuel Data Assimilation System, FFDAS），该系统将全球尺度高分辨率人为CO₂排放清单与Kaya恒等式、夜间灯光和人口分布两种空间分配因子，以及其他统计数据与排放数据相结合，通过最小化代价函数进行优化，以最大程度地提取有效信息。最终生成的全球尺度FFCO₂排放清单，可以进一步按部门或空间分配途径添加观测算子，为优化升级提供了一个灵活、开放的途径。

然而无论是人口空间分布数据还是夜间灯光数据，都有其自身的局限性，比如二者均难以体现道路以及大型点源设施（电厂等）的排放特征^[17]。对此，在日本国立环境研究所（National Institute for Environmental Studies, NIES）推出的温室气体观测卫星项目中（Greenhouse Gases Observing SATellite, GOSAT），Oda等^[7]将碳监测行动数据库（CARMA）中提供的全球电厂数据作为点源单独处理，将各国扣除电厂排放后的剩余排放量利用辐射定标后的夜间灯光数据进行空间分配，构建了空间分辨率达到1 km×1 km的人为CO₂排放开放源数据清单（Open-Data Inventory for Anthropogenic Carbon dioxide, ODIAC）。而关于进一步整合路网数据，以更好体现道路排放特征的实验，ODIAC也已经在着手进行^[18]。

回归模型同样可以用来表现路网以及大型点源设施排放特征的途径。Ghosh等^[9]尝试通过逐步回归的方法,从Vulcan清单的8个排放部门中筛选出道路交通、商业、住宅、航空和工业(不含电力及水泥行业)5个部门,汇总排放量及夜间灯光数据后建立回归方程,制作全球尺度CO₂排放清单。然而检验结果显示,各部门排放量均被低估,其中道路交通和工业部门排放量被低估20.43%和37.24%。Ou等^[17]则通过整合夜间灯光数据、人口密度以及路网数据,利用多元线性回归模型核算扣除电厂排放数据后的CO₂排放量,并在校正后创建了2010年全球尺度FFCO₂排放清单;对比其他全球尺度排放清单^[17, 9]的结果,新构建的清单与统计数据的相关性最高,相对误差最小。

EDGAR升级更新中结合自下而上部门方法的优势,逐渐构建起一套包括工业设施位置、路网、人口空间分布、土地利用类型分布等在内的、完整的空间分配替代变量数据集,从而能够按照部门分别对CO₂排放量进行空间分配。这套技术体系日后被全球碳计划(Global Carbon Project, GCP)直接用于构建自己的全球尺度高分辨率CO₂排放清单GCP-GridFED^[19];同时也被世界气候研究项目(WCRP)组织开展的耦合模型比较项目(CMIP),用来制取基本的排放网格输入数据以预测未来气候变化趋势^[20]。目前,自下而上的部门方法仍然是准确呈现路网以及大型点源设施排放特征的最有效途径。

鉴于年排放量无法反映排放的季节性趋势或任何随时间变化的大气过程,提高排放清单的时间分配精度成为2010年以来全球尺度FFCO₂排放清单的一个主要研究方向^[21-22]。Andres等^[23]利用比例—替代变量的方法(Proportional-proxy Methodology),开发了1950—2006年CDIAC的月级排放时间序列。随后NASA下属的全球模拟和同化办公室(Global Modeling and Assimilation Office)采用该方法,将ODIAC数据更新至全球尺度1 km×1 km的月排放水平,使其更好地进行大气CO₂示踪物传输模拟和通量反演分析^[18]。2021年全球碳计划(Global Carbon Project, GCP)公布了全球尺度0.1°×0.1° CO₂排放清单GCP-GridFED, 1959—2018年的逐月排放量^[19];EDGAR则推出了从月级水平到小时水平的时间分配的特征系数^[24],从而可以直接获取全球尺度逐日、逐时的CO₂排放特征曲线。目前,主要的全球尺度高分辨率FFCO₂排放清单及其时空分辨率参见表1。

表1 全球尺度高分辨率FFCO₂排放清单数据库汇总
Tab. 1 Main global-scale databases of high-resolution FFCO₂ emission inventory

清单数据库	构建方法	气体种类	统计年份	空间分辨率	时间分辨率
EDGAR ^[25]	部门方法	CO ₂ 、大气污染物	1970—2018年	0.1°×0.1°	年、月
GCP-GridFED ^[19]	部门方法	CO ₂ 、O ₂	1959—2019年	0.1°×0.1°	年、月
CEDS ^[26]	部门方法	CO ₂ 、大气污染物	1750—2014年	0.5°×0.5°	年、月
PKU-FUEL ^[27]	部门方法	CO ₂ 、大气污染物	1960—2014年	0.1°×0.1°	年、月
ODIAC ^[28]	降尺度	CO ₂	2000—2019年	1 km×1 km	年、月
CDIAC ^[29]	降尺度	CO ₂	1751—2016年	1°×1°	年、月
FFDAS ^[16]	降尺度	CO ₂	1997—2010年	0.1°×0.1°	年

3.2 国家及以下尺度排放清单

3.2.1 空间分配 国家及以下尺度的排放清单,虽然同样可以采用夜间灯光数据等替代变量进行排放量的空间分配^[30],但鉴于排放数据可获取途径的增加,更普遍的方法是针对不同部门,采取适合的空间分配方法:道路交通排放及建筑排放(居住区、商业区等)一般采用降尺度途径,而工业排放则多采用自下而上途径。

(1) 道路交通排放。道路交通排放的空间分配一直是高分辨率排放清单的研究热点,其中最简单的分配途径是利用道路长度作为替代变量^[31];而路网密度是另外一种被

广泛使用的分配方法, 通过将道路交通排放与道路长度和等级相关联^[32], 可以进一步提高排放分配的准确性。Saide等^[33]根据实际排放数据对比了6种用于空间分配交通排放的替代变量(土地利用类型、路网密度、车流量数据、道路承载量等), 结果表明根据车流密度划分的道路类型以及土地利用类型是最理想的两个变量; 特别是路段的车流量信息可以获取时, 推荐使用前者。

采用单一替代变量的方法, 只能简单地按比例进行排放分配。Shu等^[34]在对路易斯安那州的交通CO₂排放进行1 km²分辨率的空间分配时, 选择人口密度、年人均收入、城市区域及道路密度作为分配因子, 在逐步回归过程中, 收入因子被剔除, 最终通过建立多元回归方程将排放准确地分配到每个网格。

针对波士顿现有的两个低分辨率CO₂交通排放清单, Brondfield等^[35]选择城市不透水面(Impervious Surface Area, ISA)和道路密度作为替代变量, 分别建立回归方程, 从而将排放清单的分辨率提高到1 km²。在与地面观测的CO₂浓度进行对比后发现, 降尺度后的排放清单与观测的CO₂浓度具有一致的、非线性相关关系。

自上而下或者降尺度的分配途径, 可以把道路交通排放分配到网格中; 采用自下而上的途径则可以将排放进一步分配到每一条街道上^[8]。然而鉴于各路段行驶条件不同, 车辆构成复杂, 如何获取路段的实时车流量 T_{road} , 车型构成 $P_{vehicle}$ 以及各车型的排放因子 $EF_{vehicle}$, 是采用自下而上的途径分配交通排放的难点。

采样途径是获取 T_{road} 及 $P_{vehicle}$ 的最普遍的方法。Ryu等^[36]通过采样调查, 选择路段的车道数、路段的通行时间指数、15 min内路段的探测车数量以及交通时段(高峰时段、非高峰时段、夜间)作为输入数据, 分别利用多元回归方程和人工神经网络计算各路段的车流量。最后根据检测数据, 得到多元回归方程的平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percent Error, MAPE)为18.67%, 人工神经网络的MAPE为15.57%。

一些交通规划软件(如SATURN、TransCAD等), 可以根据道路网络和行程矩阵预测 T_{road} 、 $P_{vehicle}$ 及车速^[37], 然而此类数据通常带有规划师的主观成分, 难以反映出不断变化的、实时的道路交通情况。近年来, 随着智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)技术的迅速发展及推广应用, 基于智能交通大数据的技术途径提供了详细、准确、实时的车速、 T_{road} 、 $P_{vehicle}$ 等交通流信息, 极大地提高了道路排放清单的分辨率和准确性^[38]。

对于各车型的排放因子 $EF_{vehicle}$, 可以通过实际测量获得或者直接从文献中引用数据, 但后者显然会存在较大误差^[39]。当前普遍采用模型软件进行计算, 包括基于行驶周期类模型和基于行驶工况(VSP)类模型。基于行驶周期类模型实质上是对大量测试结果进行统计回归的经验模型, 这类模型对车辆的行驶特征采用平均化的处理方式, 因此适用于宏观尺度的机动车排放研究; 基于VSP分布的模型主要考虑机动车在道路上的实际运行工况, 所选择的行驶特征代用参数包括平均速度、瞬时速度、加速度等, 更加接近现实中的情况。目前应用较多的机动车尾气排放模型中, MOBILE、COPERT等基于行驶周期^[40], IVE模型和美国环保署开发的MOVES模型基于VSP分布^[41]。

(2) 建筑排放。建筑物的直接排放, 主要包括煤炭、天然气、液化石油气和人工煤气在使用过程中产生的CO₂排放量。建筑排放的空间分配多采用降尺度途径, 土地利用类型结合人口密度数据是常被采用的替代变量, 如Kara等^[42]在空间分配伊斯坦布尔居住区的采暖排放时, 人口数据来源于土耳其统计研究所, 能源数据来源于天然气分配公司IGDAS, 空间分配前先将绿地从居住区面积中剔除。

建筑排放与人口密度相关, 同样也与建筑体积相关。Righi等^[43]以二者作为解释变量, 利用回归方程构建出一个综合的新变量。对比实验表明, 根据建筑体积作为替代变

量进行空间分配的结果,优于以人口密度为替代变量的分配结果;而新变量的分配结果最优。

建筑排放的空间分配也可以采用自下而上的途径:①直接收集相关的能源数据,比如VandeWeghe等^[44]根据多伦多市的832个人口统计街区(Census Tract)中,包括电力、天然气和取暖油(Heating Oil)在内的家庭各项能源消费数据及对应价格,从生命周期角度^②获取了多伦多市都市普查区(Census Metropolitan Area, CMA)在范围2内的温室气体排放的空间分布特征。②采用建筑能耗模拟模型,Gurney等^[8]利用eQUEST(Quick Energy Simulation Tool)软件,结合Marion县的建筑地块信息,计算了Indianapolis市所有居住及商业建筑、电力之外的能源使用强度(Nonelectric Energy-use Intensity, NE-EUI),并以此作为替代变量,自下而上地将街区的排放总量分配到每栋建筑上。

(3)工业排放。工业排放的空间分配,多采用自下而上的方法,以确保排放清单在空间分辨率上的精度。Cai等^[45]利用第一次全国污染源普查的数据,自下而上地建立了1 km×1 km分辨率的天津市工业CO₂排放网格,并结合农业、居住等其他排放网格,展示了不同城市边界定义下的CO₂空间排放。

在“赫斯缇娅项目(Hestia Project)”中,Gurney等^[8]将印第安纳波利斯市的工业CO₂排放源划分为两类:点源排放设施以及非点源排放的工业建筑。前者包括当地大型电厂的3个发电机组,排放数据直接来源于烟囱监测数据;以及7个小型发电机组和144个其他行业的排放设施,排放数据通过对国家排放清单(National Emissions Inventory, NEI)中提供的CO排放量进行换算后获得。后者的排放利用国内统计数据构建的碳强度值(单位建筑面积的碳排放量)计算,然后与建筑地块的数据层结合实现每栋工业建筑的排放估算。

鉴于数据的可获取性,自下而上的途径也在工业CO₂排放的空间分配中得到应用。许盛^[46]选取GDP数据,自上而下地将南京市工业温室气体排放分配到1 km²网格;Zhou等^[47]在对江苏省工业排放进行空间分配时,使用工业GDP数据以进一步提高分配的精度。

3.2.2 时间分配 道路交通排放具有时间上的周期性,因此目前普遍采用的方法是对主要道路类型在工作日、周末和节假日的各时段车流量和车型分别进行采集,然后根据各车型对应的排放因子,计算出各时间段的排放权重系数,实现排放的时间分配^[38, 48]。

建筑排放的时间分配可以利用专业软件模拟得到。在输入气象、建筑信息后,Gurney等^[8]利用建筑模型软件eQUEST计算Marion县的每栋建筑一年中的逐小时CO₂排放水平。另外为了保证结果的准确性,Gurney等并未直接采用这些数据,而是将其作为替代变量,分配从Vulcan清单得到的建筑排放总量。

工业部门(制造业及能源生产部门)的FFCO₂排放量占据全球排放总量的64.90%^[49],而且行业众多,各个行业又有其特定的生产季节,因此,工业排放往往是排放量时间分配的重点和难点。

燃料的月消耗量是工业排放月级分配的常用的替代变量,Gregg等^[50]利用每月的燃煤量来进行火电厂CO₂排放的月级分配。另外燃料的月购买量或交货量、以及产品月产量,也常被用于对年排放量进行月级分配^[51]。

工业排放的日级和时级分配,需要更加具体、详细的排放信息。对于大型排放源,可以采用烟气连续排放监测系统(Continuous Emission Monitoring System, CEMS)的数据进行分配^[8, 48];其中电厂排放还可以采用电力负荷曲线作为替代变量^[52]。对于中小型工

②从生命周期角度,温室气体排放可以划分为三大范围:范围1指行政边界内所有温室气体的直接排放;范围2指消费和购买境外二次能源(如电力、热力和蒸汽等)产生的间接温室气体排放;范围3指除范围2之外的所有间接排放,如城市进出口商品所包含的温室气体排放。

业源，当其排放占比很小时，可以选择直接忽略^[53]；连续均匀排放也是一个常用的选项，在“赫斯缇雅项目（Hestia Project）”中^[8]，除了明确在特定时段排放的设施外，包括7个小型发电机组在内的工业设施排放均按照全年平均排放处理（8760 h，365 d）。Ma等^[54]结合企业的生产时间和轮班类型，通过构建“工作日+周末”及“工作日+春节假期”排放模型，实现深圳市35个工业行业日级、时级CO₂排放的差别化分配。

4 中国研究现状

中国高分辨率FFCO₂排放清单的研究起步较晚，明显落后于欧美发达国家。随着国家对于低碳经济发展模式的愈发重视，相关研究迅速全面展开，但目前整体上仍处于学习国外方法和经验的阶段。

中国的相关科研团队主要来自两个方向：一是传统的环境、生态、气象等领域^[55-57]，通常是在原有的大气污染物排放清单相关研究的基础上，进一步扩展到CO₂及温室气体排放领域，多采用部门方法结合污染物普查数据或采样数据构建精细化排放源清单，往往在排放数据收集与监测方面具有专业优势，其研究结果可以为决策部门制定直接、具体的减排措施提供建议和方案。二是来自地学和景观生态学领域的学者和专家，逐渐成为一支不断壮大的新生力量^[58-60]，凭借空间数处理和分析据方面的优势，从分析碳排放的时空格局到构建高分辨率能源消费碳排放清单，能够提供排放的影响因素分析、排放趋势模拟，以及节能减排措施等宏观层面的建议^[61-62]；特别是在时空分配替代变量的改进与优化方面，发挥了专业的、不可或缺的作用^[10]。

全球尺度和国家尺度上，目前中国已建立了自己的高分辨率CO₂排放清单数据库（表2），这便于中国全面、客观地掌握国内外CO₂排放的实际情况，并以此协调和改进节能减排政策。北京大学陶澍团队构建的全球燃料燃烧CO₂排放清单（PKU-CO₂）^[27]、清华大学贺克斌团队开发的中国多尺度排放清单模型（MEIC）^[63]，以及生态环境部环境规划院王金南团队构建的中国高空间分辨率网格数据（CHRED）^[64]，均采用自下而上的途径搭建，通过一整套监测数据、替代变量进行时空分配，并提供网格化排放清单的在线服务，目前已被国内外众多研究机构和业务单位广泛使用，其中MEIC模型同时也为亚洲模式比较计划 MICS-Asia、空气污染半球传输项目（Hemispheric Transport of Air Pollution, HTAP）、社区排放数据系统（Community Emissions Data System, CEDS）等大型国际研究计划提供数据支持。

表2 中国主要高分辨率CO₂排放清单数据库
Tab. 2 Main databases of high-resolution CO₂ emission inventory in China

清单数据库	排放尺度	气体种类	构建方法	空间分辨率	时间分辨率	统计年份
PKU-FUEL ^[27]	全球尺度	CO ₂ 、大气污染物	部门方法	10 km×10 km	年、月	1960—2014
MEIC ^[63]	国家尺度	CO ₂ 、大气污染物	部门方法	0.25°×0.25°	年、月	2008、2010—2017
CHRED ^[64]	国家尺度	CO ₂	部门方法	1 km×1 km、 10 km×10 km	年	2007、2012

5 讨论与展望

（1）IPCC方法学是进行高分辨率FFCO₂排放清单量核算的主要途径，从全球尺度到城市尺度，几乎所有的高分辨率排放清单都采用了这一方法体系。一方面，IPCC方法学具有绝对的权威性，而且计算相对简单、可操作性强，特别是在排放量汇总或排放指标

分解时,可以直接操作,避免出现重复计算;同时,高分辨率排放清单作为大气扩散模型和反演模型的基础数据,需要核算边界内的直接排放,《2019修订版指南》通过对IPCC方法学在内容与方法上修订与完善,有利于进一步提高排放清单的精度和可验证性。

与此同时,基于生命周期算法的碳排放时空格局的分析逐渐兴起^[65-66],2020年Gurney等^[67]在发布美国国家尺度高分辨率FFCO₂排放清单Vulcan 3.0时提到,包含间接排放(范围2和范围3)的Vulcan项目正在开发。鉴于人口密度、夜间灯光数据等替代变量与FFCO₂排放总量的相关性优于FFCO₂直接排放的相关性,在此基础上进行碳排放的时空格局分析、排放预测以及减排方案设计,或将取得更加合理的结果。

(2)作为大气传输模型和大气反演模型的重要基础数据,采用自下而上的部门方法,直接获取排放统计数据,仍然是编制温室气体排放清单的首选途径^[4]。欧盟在EDGAR基础上,通过最大程度地利用各类科学的或官方的国家/区域尺度排放清单(格网),构建了更加准确、精细化的高分辨率排放清单EDGAR-HTAP^[14],用以研究大气污染物的全球迁移规律。

目前,基于替代变量构建高分辨率排放清单的途径具有其局限性。Gately和Hutyr^[68]基于当地碳排放活动数据,建立了针对美国东北部FFCO₂排放的人为碳排放系统ACES(1 km×1 km,小时水平),通过与EDGAR、FFDAS以及ODIAC 3种使用了人口密度/夜间灯光数据等替代变量的全球尺度排放清单对比后发现,区域尺度和城市尺度上均存在显著性差异(20%、50%~250%);在0.1°的空间分辨率下,区域内半数排放网格的变异系数(CV)超过100%,其中城市区域和油气生产区域的差异最大。Gurney等^[67]在对比2011年Vulcan与ODIAC排放数据之后也发现,二者的总排放量差异较大(100.4 TgC),特别是1 km²网格尺度下的平均偏差绝对值达到104.3%。Gately等^[68]明确指出现有的这些全球范围排放清单不适用于降尺度进行城市排放监测,因为它们“没有准确地捕捉到城市尺度排放的空间格局”。

对此,美国的Vulcan项目更新至2010—2015年1 km×1 km逐小时的FFCO₂排放数据,并计划在2021年将排放数据进一步更新到2019年^[67]。国内的全球尺度及国家尺度排放清单数据库,如PKU-FUEL、MEIC以及CHRED,也都采用了自下而上的部门方法,这为中国准确掌握国内外CO₂排放情况提供技术支撑。随着烟气在线监测系统(CEMS)、高分遥感影像以及智能交通系统(ITS)大数据等技术手段不断发展并应用,从而在确保所获取的排放信息准确、可靠的同时,进一步提高了排放清单时空分辨率。

(3)通过间接途径利用替代变量进行排放总量的时空分配,是编制高分辨率FFCO₂排放清单的重要手段。《2019修订版指南》指出^[4],在许多情况下有必要使用地理空间替代变量。相比于采集各排放源详细排放信息的直接途径,获取能源统计数据以及各种替代变量数据(如路网数据、夜间灯光数据、产品产量信息等)简单易行。ODIAC基于夜间灯光数据以及全球电厂数据,将全球尺度人为CO₂排放量分配到1 km×1 km的网格^[18],目前自下而上的部门方法仍无法达到这种空间分辨率。

此外,虽然单一使用一些相关性较差的替代变量在构建小尺度(城市范围)排放清单时,会导致最终结果难以准确地表现排放的时空规律^[67-68],但多份研究结果表明^[16-17, 36],通过引入回归、同化、神经网络等数学模型,在综合提取人口、路网、夜间灯光等数据的有效信息的情况下,得到的最优拟合结果能够显著地提高排放清单时空分配的精度。替代变量的这种间接途径尤其适用于排放的模拟预测,马忠玉等^[69]利用夜间灯光数据以及

年鉴中人口规模和土地面积信息,分别构建了夜间灯光亮度DN值与人均碳排放和单位面积碳排放之间的时空地理加权回归模型,并将相对误差控制在0.5%以内;鉴于中国能源统计年鉴数据的更新通常存在一年的滞后期,该模型可以作为快速估算碳排放的一种手段,能够为区域碳排放监测和评估提供数据支撑。对此,《2019修订版指南》同样支持使用模型“来估计那些不易获得的排放量”,并进一步强调“模型可以提高估计的空间和时间分辨率”^[4]。

(4)《联合国气候变化框架公约》规定,缔约方在提交本国温室气体排放清单时,必须在报告中对清单的不确定性进行阐述^[70]。然而由于排放时空分配的准确性取决于排放数据的质量,分辨率越高,需要的数据就越详细,由此导致量化时空分配不确定性水平的复杂性。

因此,虽然EDGAR和ODIAC在其版本升级中明确指出,排放的空间分配会产生误差^[14, 18],但是相对于排放清单的时空分辨率可以达到小时水平和建筑物—街道级别^[8],高分辨率排放清单的不确定性分析仍然停留在仅对排放总量的不确定性进行估算;对于空间分配带来的不确定性影响则不作分析,或者只能通过对比其他排放清单进行质量验证。

2010年以后,学者开始尝试在发布高分辨率排放清单的同时,提供相同分辨率的不确定性水平格网。其中,Wang等^[31]在制作全球尺度 $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$ 的PKU- CO_2 排放清单时,根据每个国家或国家以下分类单位(Subnationally Disaggregated Unit, SDU)的规模来计算变异系数(CV),以最大面积SDU(俄罗斯亚洲部分)的网格点数作为参考标准,通过Monte Carlo模拟方法计算PKU- CO_2 清单空间分配所引起的绝对误差和相对误差。

Andres等^[71]于2016年公布了CDIAC空间分配的不确定性水平量化方法。首先针对性地量化3组基础输入数据(包括FFCO₂的排放数据、世界各国行政边界的地图数据、以及世界人口密度数据)在空间分配时的不确定性水平;然后利用误差传播算法计算每个 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 网格的不确定性,从而获得FFCO₂排放地图的不确定性信息。Hogue等^[72]在进一步分析了CDIAC排放清单的不确定性来源后指出,空间分配所导致的不确定性是绝大多数网格不确定性的主要来源。

Ma等^[54]则针对深圳市工业 CO_2 排在时间分配上的不确定性水平进行了量化核算,通过采用误差传播算法和Monte Carlo模拟方法,得到不同类型工业设施的 CO_2 总排放量、月排放量、日排放量和小时排放量的不确定性水平,并检验了两种方法的一致性。

随着排放清单在时空分配不确定性量化分析方面不断取得进展,《2019修订版指南》中已明确要求,作为先验数据的高分辨率排放清单,其相排放量和空间分配的不确定性信息“应该得到发展”^[4]。今后发布高分辨率FFCO₂排放清单时,相同分辨率的不确定性水平格网将成为一项标准配置。

(5)《2019修订版指南》首次完整提出基于大气浓度(遥感测量和地面基站测量)反演温室气体排放量^[4],这将成为国家温室气体清单质量验证的一项重要手段,势必将推动作为先验数据的高分辨率排放清单的进一步发展。

自上而下基于大气浓度反演排放量的核心思想,是利用大气输移模型,优化得到与先验排放数据及浓度监测数据相耦合的后验排放量及其不确定性水平^[73]。目前甲烷及氟化气体是最合适采用大气反演技术验证排放量的温室气体;鉴于 CO_2 的大气浓度受到生物源和汇(如植物呼吸和光合作用)的强烈影响,特别是在排放热点区域以外,人为 CO_2 的排放特征相对于背景 CO_2 浓度通常较弱而目前清单方法的不确定性已经很低,建立 CO_2 排放量反演模型仍然比较困难^[4]。

然而随着观测网络的不断完善以及反演技术应用的不断进步,如对¹⁴CO₂等排放示踪剂以及NO₂、CO的观测^[74-75],CO₂排放量反演技术在国家清单水平和趋势验证中的潜力日益得到科学认可。特别是基于卫星观测数据核算CO₂通量的途径,显示出能够降低不确定性的潜力;国际卫星对地观测委员会(CEOS)明确提出,在2025年温室气体观测卫星将形成星座业务化运行,以支撑2028年第二次全球碳盘点^[76]。目前欧美已经在巴黎、洛杉矶、波士顿、印第安纳波利斯等中心城市建立起一整套综合地面、高塔、飞机、卫星在内的多平台碳观测系统,作为独立数据用于验证报告的碳减排量。未来,基于观测浓度的源汇碳排放评估势必将逐渐成为独立于排放清单调查的另一种重要估算手段。

中国对于基于大气浓度的排放量反演技术一直持续关注,并于2016年12月发射了全球CO₂监测科学实验卫星TanSat,针对搭载的高光谱分辨率短波红外CO₂探测仪研发的高精度反演算法IAPCAS也已取得重要突破^[77],使中国成为继日、美之后第三个具备定量监测全球碳通量数据的国家;同时,中国正在搭建结合大气动力学模型、轨迹模型和排放量反演模型的排放量反演监测系统^[78],最终将建立起“自下而上”和“自上而下”两种技术手段相结合、地空一体化的排放量计量体系,从而极大提高国家清单的精度和可验证性。

(6) 在地学领域,高分辨率排放清单常被用于分析不同排放部门、不同区域尺度的碳排放空间格局及动态演化趋势;此外,综合运用空间相关、面板数据等计量方法,能够进一步分析碳排放的影响因素与机制,从而为全面掌握CO₂排放基本情况,制定针对性、差别化的碳达峰、碳中和行动方案,提供量化、客观依据^[79]。相关研究有效地推动了对于区域或城市空间聚集特征以及与环境要素关系等方面的研究进展,现有结果表明中国碳排放具有显著的空间分异性,空间聚集特征明显,存在着正向空间自相关性特征;能源结构、地区经济发展水平、产业结构、对外开放程度、城镇化率、技术水平等被认为是导致碳排放强度空间分异的主要因素^[80]。

另一方面,修订后的IPCC指南也需要地学领域的专家和学者在排放量时空分配、大气反演验证等方面提供进一步的技术与数据支持。① 精度和分辨率不断改进的高分遥感影像,能够为高分辨率FFCO₂排放清单提供重要的数据信息(如夜间灯光数据、NDVI指数、土地利用类型等),特别是近年来被广泛用于三维实景建模的无人机倾斜摄影测量技术,有望在今后将排放清单的空间分辨率提高到建筑物/街道水平。② 在研究高分辨率下碳排放量与解释变量之间的量化关系时,相比于传统的回归分析方法,空间面板模型、地理加权回归等空间分析方法,能够更加行之有效地分析碳排放强度的空间集聚性与空间差异性以及驱动因素的影响^[81]。③ 目前,土壤水分、地表温度、叶面积指数、气溶胶浓度等地表参数的定量反演技术已日趋成熟,然而由于受到生物源和汇的强烈影响,CO₂大气浓度反演技术仍然充满挑战,期待地学、遥感领域学者能够发挥专业优势,在构建多源卫星遥感的高分辨率碳同化系统^[82]、研发基于中国TanSat卫星的全物理高精度反演算法^[76]、搭建城市尺度碳排放监测网络^[83]等领域提供技术支持。

6 结语

随着生产工艺的进步以及排放数据获取途径和手段的发展,2019年IPCC通过的修订版《国家温室气体清单指南》强调了关于企业层面排放数据的使用、模型的使用,势必将推动高分辨率FFCO₂排放清单不断地提高其分辨率和准确度;而把大气观测浓度观测

作为清单核算的重要验证手段纳入指南,将会为碳排放核算的可监测、可报告、可核查(Monitoring, Reporting And Verification, MRV)机制,提供一个独立、透明、客观的数据验证体系。特别是CEOS提出了基于温室气体观测卫星支撑2028年全球碳盘点的目标和要求,这对于高分辨率FFCO₂排放清单来说,同样是一份机遇与挑战并存的重大考验。

此外,高分辨率排放清单还可以用来掌握各区域的排放特征,识别主要排放源,从而预测未来减排潜力,制定合理可行的节能减排目标和应对措施。2020年9月中国在联合国大会上郑重提出:“提高国家自主贡献力度,CO₂排放力争于2030年前达到峰值,努力争取2060年前实现碳中和”的目标,这不仅是中国在保护环境、应对气候变化方向上的一次郑重承诺,同时也是中国转变发展方式、破解资源环境瓶颈制约、提升国际竞争力的内在要求。而编制准确、详细的高分辨率FFCO₂排放清单,将为中国完成“双碳”目标提供必要的基础数据支撑。

致谢:感谢北亚利桑那大学的Gurney教授对本文选题上的指导,感谢北京大学吴健生教授、王钧副教授提供的修改建议。

参考文献(References)

- [1] IPCC. Special Report on Global Warming of 1.5 °C. Geneva, 2018. <https://www.ipcc.ch/sr15/>.
- [2] WMO. State of the Global Climate 2020 Provisional Report. 2020. https://library.wmo.int/doc_num.php?explnum_id=10444.
- [3] UNEP. The Emissions Gap Report 2020. Nairobi, 2020. <https://wedocs.unep.org/20.500.11822/34467>.
- [4] IPCC. 2019 Refinement to the 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. 2019. <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2019rf/index.html>.
- [5] Basu S, Lehman S J, Miller J B, et al. Estimating US fossil fuel CO₂ emissions from measurements of ¹⁴C in atmospheric CO₂. PNAS, 2020, 117(24). DOI: 10.1073/pnas.1919032117.
- [6] Wang Y, Broquet G, Bréon F, et al. PMIF V1.0: An inversion system to estimate the potential of satellite observations to monitor fossil fuel CO₂ emissions over the globe. Geoscientific Model Development, 2020, 13: 5813-5831.
- [7] Oda T, Maksyutov S. A very high-resolution (1 km×1 km) global fossil fuel CO₂ emission inventory derived using a point source database and satellite observations of nighttime lights. Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 11: 543-556.
- [8] Gurney K R, Razlivanov I, Song Y, et al. Quantification of fossil fuel CO₂ emissions on the building/street scale for a large US city. Environmental Science Technology, 2012, 46(21): 12194-12202.
- [9] Ghosh T, Elvidge C D, Sutton P C, et al. Creating a global grid of distributed fossil fuel CO₂ emissions from nighttime satellite imagery. Energies, 2010, 3(12): 1895-1913.
- [10] Ou J, Liu X, Li X, et al. Evaluation of NPP-VIIRS nighttime light data for mapping global fossil fuel combustion CO₂ emissions: A comparison with DMSP-OLS nighttime light Data. PLOS ONE, 2015, 10(9). DOI: 10.1371/journal.pone.0138310.
- [11] Marland G, Rotty R M, Treat N L. CO₂ from fossil fuel burning: Global distribution of emissions. Tellus B: Chemical and Physical Meteorology, 1985, 37(4/5): 243-258.
- [12] Andres R J, Marland G, Fung I, et al. A 1°×1° distribution of carbon dioxide emissions from fossil fuel consumption and cement manufacture, 1950-1990. Global Biogeochemical Cycles, 1996, 10(3): 419-429.
- [13] Olivier J, Bouwman A F, Maas C, et al. Description of EDGAR version 2. 1996. https://www.researchgate.net/publication/243770021_Description_of_EDGAR_version_2. (2021-06-10).
- [14] Janssens-Maenhout G, Crippa M, Guizzardi D, et al. HTAP V2.2: A mosaic of regional and global emission grid maps for 2008 and 2010 to study hemispheric transport of air pollution. Atmospheric Chemistry and Physics, 2015, 15: 11411-11432.
- [15] Doll C N H, Muller J P, Elvidge C D, et al. Night-time imagery as a tool for global mapping of socioeconomic parameters and greenhouse gas emissions. AMBIO, 2000, 29(3): 157-162.
- [16] Rayner P J, Raupach M R, Paget M, et al. A new global gridded data set of CO₂ emissions from fossil fuel combustion: Methodology and evaluation. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2010, 115(D19). DOI: 10.1029/2009JD013439.

- [17] Ou J, Liu X, Li X, et al. Mapping global fossil fuel combustion CO₂ emissions at high resolution by integrating nighttime, population density, and traffic network data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations Remote Sensing*, 2016, 9(4): 1674-1684.
- [18] Oda T, Maksyutov S, Andres R J. The open-source data inventory for anthropogenic CO₂, version 2016 (ODIAC2016): A global monthly fossil fuel CO₂ gridded emissions data product for tracer transport simulations and surface flux inversions. *Earth System Science Data*, 2018, 10: 87-107.
- [19] Jones M W, Andrew R M, Peters G P, et al. Gridded fossil CO₂ emissions and related O₂ combustion consistent with national inventories 1959-2018. *Scientific Data*, 2021, 8. DOI: 10.1038/s41597-020-00779-613.
- [20] Feng L Y, Smith S J, Braun C, et al. The generation of gridded emissions data for CMIP6. *Geoscientific Model Development*, 2020, 13(2): 461-482.
- [21] Chen H, Huang Y, Shen H Z, et al. Modeling temporal variations in global residential energy consumption and pollutant emissions. *Applied Energy*, 2016, 184: 820-829.
- [22] Nassar R, Napier-Linton L, Gurney K R, et al. Improving the temporal and spatial distribution of CO₂ emissions from global fossil fuel emission data sets. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2013, 118(2): 917-933.
- [23] Andres R J, Gregg J S, Losey L, et al. Monthly, global emissions of carbon dioxide from fossil fuel consumption. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 2011, 63(3): 309-327.
- [24] Crippa M, Solazzo E, Huang G, et al. High resolution temporal profiles in the Emissions Database for Global Atmospheric Research. *Scientific Data*, 2020, 7. DOI: 10.1038/s41597-020-0462-2.
- [25] EDGAR. Emissions Data and Maps. https://edgar.jrc.ec.europa.eu/emissions_data_and_maps. (2021-06-10).
- [26] Hoesly R M, Smith S J, Feng L Y, et al. Historical (1750-2014) anthropogenic emissions of reactive gases and aerosols from the Community Emissions Data System (CEDS). *Geoscientific Model Development*, 2018, 11(1): 369-408.
- [27] PKU-FUEL. Use of the Inventories. <http://inventory.pku.edu.cn/download/download.html>. (2021-06-10).
- [28] ODIAC. Fossil fuel emission dataset. https://db.cger.nies.go.jp/dataset/ODIAC/DL_odiac2020.html (2021-06-10).
- [29] CDIAC. Annual Fossil-Fuel CO₂ Emissions: Mass of emissions gridded by one degree latitude by one degree longitude. https://cdiac.ess-dive.lbl.gov/epubs/ndp/ndp058/ndp058_v2016.html (2021-06-10).
- [30] Shi K F, Chen Y, Yu B L, et al. Modeling spatiotemporal CO₂ (carbon dioxide) emission dynamics in China from DMSP-OLS nighttime stable light data using panel data analysis. *Applied Energy*, 2016, 168: 523-533.
- [31] Wang R, Tao S, Ciais P, et al. High-resolution mapping of combustion processes and implications for CO₂ emissions. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2013, 13(10): 5189-5203.
- [32] Gurney K R, Mendoza D L, Zhou Y Y, et al. High resolution fossil fuel combustion CO₂ emission fluxes for the United States. *Environmental Science Technology*, 2009, 43(14): 5535-5541.
- [33] Saide P, Zah R, Osses M, et al. Spatial disaggregation of traffic emission inventories in large cities using simplified top-down methods. *Atmospheric Environment*, 2009, 43(32): 4914-4923.
- [34] Shu Q, Lam N S N. Spatial disaggregation of carbon dioxide emissions from road traffic based on multiple linear regression model. *Atmospheric Environment*, 2011, 45(3): 634-640.
- [35] Brondfield M N, Hutyrá L R, Gately C K, et al. Modeling and validation of on-road CO₂ emissions inventories at the urban regional scale. *Environmental Pollution*, 2012, 170: 113-123.
- [36] Ryu B Y, Jung H J, Bae S H, et al. Estimation of carbon dioxide emissions per urban center link unit using data collected by the advanced traffic information system in Daejeon, Korea. *Atmospheric Environment*, 2013, 81: 433-442.
- [37] Nejadkoorki F, Nicholson K, Lake I, et al. An approach for modelling CO₂ emissions from road traffic in urban areas. *Science of the Total Environment*, 2008, 406(1/2): 269-278.
- [38] Niu Tianlin. Development of high-resolution road vehicle emission inventory for Nanjing based on intelligent transportation big data [D]. Beijing: Tsinghua University, 2017. [牛天林. 基于智能交通大数据的南京高分辨率路网排放清单研究[D]. 北京: 清华大学, 2017.]
- [39] Kannari A, Tonooka Y, Baba T, et al. Development of multiple-species 1 km×1 km resolution hourly basis emissions inventory for Japan. *Atmospheric Environment*, 2007, 41(16): 3428-3439.
- [40] D'Angiola A, Dawidowski L E, Gómez D R, et al. On-road traffic emissions in a megacity. *Atmospheric Environment*, 2010, 44(4): 483-493.
- [41] Hall D L, Anderson D C, Martin C R, et al. Using near-road observations of CO, NO_x, and CO₂ to investigate emissions from vehicles: Evidence for an impact of ambient temperature and specific humidity. *Atmospheric Environment*, 2020, 232. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2020.117558.
- [42] Kara M, Mangir N, Bayram A, et al. A spatially high resolution and activity based emissions inventory for the

- metropolitan area of Istanbul, Turkey. *Aerosol Air Quality Research*, 2014, 14(1): 10-20.
- [43] Righi S, Farina F, Marinello S, et al. Development and evaluation of emission disaggregation models for the spatial distribution of non-industrial combustion atmospheric pollutants. *Atmospheric Environment*, 2013, 79: 85-92.
- [44] Vandeweghe J, Kennedy C. A spatial analysis of residential greenhouse gas emissions in the Toronto Census Metropolitan area. *Journal of Industrial Ecology*, 2007, 11(2): 133-144.
- [45] Cai B F, Zhang L X. Urban CO₂ emissions in China: Spatial boundary and performance comparison. *Energy Policy*, 2014, 66: 557-567.
- [46] Xu Sheng. Carbon accounting and space distribution for the cities in China: A case of Nanjing City [D]. Nanjing: Nanjing University, 2011. [许盛. 南京市温室气体排放清单及其空间分布研究[D]. 南京: 南京大学, 2011.]
- [47] Zhou Y D, Zhao Y, Mao P, et al. Development of a high-resolution emission inventory and its evaluation and application through air quality modeling for Jiangsu Province, China. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2017, 17(1): 211-233.
- [48] Yang Jing. A study on refining temporal and spatial allocation for the 2012-based air pollutant emission inventory in the Pearl River Delta region [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2015. [杨静. 珠江三角洲 2012 年大气排放源清单建立与时空分配改进研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2015.]
- [49] IEA. CO₂ Emissions from fuel combustion highlights. 2021. <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-product/co2-emissions-from-fuel-combustion-highlights>.
- [50] Gregg J S, Losey L M, Andres R J, et al. The temporal and spatial distribution of carbon dioxide emissions from fossil-fuel use in North America. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2009, 48(12): 2528-2542.
- [51] Xue Y F, Tian H Z, Yan J, et al. Temporal trends and spatial variation characteristics of primary air pollutants emissions from coal-fired industrial boilers in Beijing, China. *Environmental Pollution*, 2016, 213(1): 717-726.
- [52] Sowden M, Cairncross E, Wilson G, et al. Developing a spatially and temporally resolved emission inventory for photochemical modeling in the City of Cape Town and assessing its uncertainty. *Atmospheric Environment*, 2008, 42 (30): 7155-7164.
- [53] Kumar M K, Shiva Nagendra S M. Quantification of anthropogenic CO₂ emissions in a tropical urban environment. *Atmospheric Environment*, 2016, 125: 272-282.
- [54] Ma L, Cai B F, Wu F, et al. Hourly disaggregation of industrial CO₂ emissions from Shenzhen, China. *Environmental Pollution*, 2018, 236: 396-404.
- [55] Zheng B, Geng G N, Ciais P, et al. Satellite-based estimates of decline and rebound in China's CO₂ emissions during COVID-19 pandemic. *Science Advances*, 2020, 6(49). DOI: 10.1126/sciadv.abd4998.
- [56] Yang Y, Qu S, Cai B, et al. Mapping global carbon footprint in China. *Nature Communications*, 2020, 11. DOI: 10.1038/s41467-020-15883-9.
- [57] Shen G F, Ainiwaer S, Zhu Y Q, et al. Quantifying source contributions for indoor CO₂ and gas pollutants based on the highly resolved sensor data. *Environmental Pollution*, 2020, 267. DOI: 10.1016/j.envpol.2020.115493.
- [58] Liu X P, Ou J P, Chen Y M, et al. Scenario simulation of urban energy-related CO₂ emissions by coupling the socioeconomic factors and spatial structures. *Applied Energy*, 2019, 238: 1163-1178.
- [59] Su Yongxian, Chen Xiuzhi, Ye Yuyao, et al. The characteristics and mechanisms of carbon emissions from energy consumption in China using DMSP/OLS night light imageries. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(11): 1513-1526. [苏泳娴, 陈修治, 叶玉瑶, 等. 基于夜间灯光数据的中国能源消费碳排放特征及机理. *地理学报*, 2013, 68(11): 1513-1526.]
- [60] Wang Shaojian, Gao Shuang, Huang Yongyuan, et al. Spatio-temporal evolution and trend prediction of urban carbon emission performance in China based on super-efficiency SBM model. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(6): 1316-1330. [王少剑, 高爽, 黄永源, 等. 基于超效率 SBM 模型的中国城市碳排放绩效时空演变格局及预测. *地理学报*. 2020, 75(6): 1316-1330.]
- [61] Cai B F, Wang J N, He J, et al. Evaluating CO₂ emission performance in China's cement industry: An enterprise perspective. *Applied Energy*, 2016, 166: 191-200.
- [62] Wang Guixin, Li Gang. Effect of "Ecological Province" construction on carbon emission reduction in China. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(11): 2431-2442. [王桂新, 李刚. 生态省建设的碳减排效应研究. *地理学报*, 2020, 75 (11): 2431-2442.]
- [63] MEIC. MEIC emission inventory. http://meicmodel.org/?page_id=541&lang=en (2021-06-10).
- [64] CHRED. 10km Grid Dataset. <http://www.cityghg.com/plus/list.php?tid=22> (2021-06-10).
- [65] Tessum C W, Marshall J D, Hill J D. A spatially and temporally explicit life cycle inventory of air pollutants from gasoline and ethanol in the United States. *Environmental Science Technology*, 2012, 46(20): 11408-11417.

- [66] Pan Jinghu, Zhang Yongnian. Spatiotemporal patterns of energy carbon footprint and decoupling effect in China. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(1): 206-222. [潘竞虎, 张永年. 中国能源碳足迹时空格局演化及脱钩效应. *地理学报*, 2021, 76(1): 206-222.]
- [67] Gurney K R, Liang J, Patarasuk R, et al. The Vulcan Version 3.0 high-resolution fossil fuel CO₂ emissions for the United States. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(19). DOI: 10.1029/2020JD032974.
- [68] Gately C K, Hutyra L R. Large uncertainties in urban-scale carbon emissions. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2017, 122(20): 11242-11260.
- [69] Ma Zhongyu, Xiao Hongwei. Spatiotemporal simulation study of China's provincial carbon emissions based on satellite night lighting data. *China Population, Resources and Environment*, 2017, 27(9): 143-150. [马忠玉, 肖宏伟. 基于卫星夜间灯光数据的中国分省碳排放时空模拟. *中国人口·资源与环境*, 2017, 27(9): 143-150.]
- [70] FCCC. United Nations Framework Convention on Climate Change. 1992. <https://unfccc.int/>.
- [71] Andres R J, Boden T A, Higdon D M. Gridded uncertainty in fossil fuel carbon dioxide emission maps, a CDIAC example. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2016, 16(23): 14979-14995.
- [72] Hogue S, Marland E, Andres R J, et al. Uncertainty in gridded CO₂ emissions estimates. *Earth's Future*, 2016, 4(5): 225-239.
- [73] Hu Heming, Wang Chi, Zhang Jintao. International research overview of inversion approach of carbon emission measurement in urban area. *Acta Metrologica Sinica*, 2017, 38(1): 7-12. [胡鹤鸣, 王池, 张金涛. 城市区域碳排放测量反演研究国际进展. *计量学报*, 2017, 38(1): 7-12.]
- [74] Wang Y, Broquet G, Ciais P, et al. Potential of European ¹⁴CO₂ observation network to estimate the fossil fuel CO₂ emissions via atmospheric inversions. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2018, 18(6): 4229-4250.
- [75] Konovalov I B, Berezin E V, Ciais P, et al. Estimation of fossil-fuel CO₂ emissions using satellite measurements of "proxy" species. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2016, 16(21): 13509-13540.
- [76] Liu Yi, Wang Jing, Che Ke, et al. Satellite remote sensing of greenhouse gases: Progress and trends. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(1): 53-64. [刘毅, 王婧, 车轲, 等. 温室气体的卫星遥感: 进展与趋势. *遥感学报*, 2021, 25(1): 53-64.]
- [77] Yang D, Boesch H, Liu Y, et al. Toward high precision XCO₂ retrievals from tansat observations: Retrieval improvement and validation against TCCON measurements. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(22). DOI: 10.1029/2020JD032794.
- [78] Ren Ge, Zhang Liang, Lin Hong, et al. Research on the monitoring and measurement of greenhouse gas and air pollutant emissions. *Measurement Technique*, 2020(5): 79-84. [任歌, 张亮, 林鸿, 等. 温室气体和大气污染物排放量监测与计量研究. *计量技术*, 2020(5): 79-84.]
- [79] Chen Caocao, Cai Bofeng, Sun Fen, et al. Spatial agglomeration effects of carbon dioxide emissions between Beijing-Tianjin-Hebei region and Yangtze River Delta region. *China Environmental Science*, 2017, 37(11): 4371-4379. [陈操操, 蔡博峰, 孙粉, 等. 京津冀与长三角城市群碳排放的空间聚集效应比较. *中国环境科学*, 2017, 37(11): 4371-4379.]
- [80] Liu Hanchu, Fan Jie, Zeng Yuxi, et al. Spatio-temporal differences in carbon intensity in high-energy-intensive industry and its influence factors in China. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(22): 8357-8369. [刘汉初, 樊杰, 曾瑜哲, 等. 中国高耗能产业碳排放强度的时空差异及其影响因素. *生态学报*, 2019, 39(22): 8357-8369.]
- [81] Pan Jinghu, Zhao Xuanru. Spatial difference simulation of China's carbon emissions using spatial regression models. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, 38(7): 2894-2901. [潘竞虎, 赵轩茹. 基于空间回归模型的中国碳排放空间差异模拟. *环境科学学报*, 2018, 38(7): 2894-2901.]
- [82] Ju Weimin, Tian Xiangjun, Jiang Fei, et al. Achievements of study on the global carbon assimilation system based on multisource remote sensing data. *China Basic Science*, 2019, 21(3): 24-27, 35. [居为民, 田向军, 江飞, 等. 基于多源卫星遥感的高分辨率全球碳同化系统研究进展. *中国基础科学*, 2019, 21(3): 24-27, 35.]
- [83] Kiel M, Eldering A, Roten D D, et al. Urban-focused satellite CO₂ observations from the Orbiting Carbon Observatory-3: A first look at the Los Angeles megacity. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 258. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112314.

Developing FFCO₂ emission inventory with high spatio-temporal resolution: Methodology and prospects

MA Li¹, WANG Jingxu¹, ZHANG Didi¹, WANG Mingzhu¹, SONG Yubiao¹, ZENG Hui²

(1. School of Earth Science and Engineering Hebei University of Engineering, Handan 056038, Hebei, China;

2. Shenzhen Graduate School, Peking University, Shenzhen 518071, Guangdong, China)

Abstract: According to the statistics of the United Nations Environment Program (UNEP), fossil fuel (FF) CO₂ emission comprises a major proportion of global anthropogenic greenhouse gas emissions. The inverse modeling approach was proposed to verify the results of the traditional bottom-up inventory based on atmospheric concentration (remote sensing and ground-based measurement) in the refinement to the 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories on the 49th IPCC Plenary Session in 2019. This approach would further promote the development of high-resolution FFCO₂ emission inventory which serves as the spatially and temporally distributed form of emission inventory and the prior input data for the inverse model. This paper hereby summarized the spatial distribution and temporal disaggregation approaches of high-resolution FFCO₂ emission inventory from global and national scales to a city-wide scale, and put forward the future research prospects based on the specific requirements for high-resolution emission inventories in this 2019 refinement to the IPCC Guidelines: (1) the refined IPCC methodology will help to further improve the spatial and temporal resolution and the accuracy of FFCO₂ emission inventories; and the high-resolution FFCO₂ emission inventory concerning indirect emissions is emerging. (2) It is a good practice to compile a high-resolution FFCO₂ emission inventory with the detailed spatial and temporal information from facility-level emission data, the remote sensing images and the intelligent transportation big data, while the use of geospatial surrogate data or proxy variables, and modeling such as regression, assimilation and artificial neural network, is also necessary to improve the accuracy of the estimates both spatially and temporally when the directly applicable data are unavailable. (3) The uncertainty information of the spatial distribution and temporal disaggregation should be qualitatively or quantitatively analyzed. The atmospheric inversion verification approach, as an independent and objective accounting method, will play an important role in QA/QC and verification of the high-resolution FFCO₂ emission inventory.

Keywords: emission inventory; high-resolution; carbon emissions; inversion; spatio-temporal pattern