



全球碳排放的近实时定量方法

刘竹

清华大学地球系统科学系, 北京 100084

E-mail: zhuliu@tsinghua.edu.cn

2022-04-28 收稿, 2022-08-29 修回, 2022-08-30 接受, 2022-09-01 网络版发表

国家自然科学基金(71874097, 72140002, 41921005)资助

摘要 人类活动碳排放是全球气候变化最主要的人为驱动力, 碳排放的定量化是应对全球变化和实现碳中和的基础。发展时空分辨率更高的碳排放数据, 达成更精细、准确、及时的碳排放监测是当前学科前沿和国家重大需求。本文阐述一种基于统计、卫星遥感、观测等多源活动数据的碳排放定量方法, 通过将人类活动强度指标参数化后, 实现全球和区域碳排放的近实时量化。该方法将碳排放核算的时间分辨率从年提高到天, 数据的时间滞后性从一年左右提高到近实时。基于该方法得到的碳排放数据不确定性与国际机构提供的碳排放数据基本一致。近实时碳排放数据进一步反映了全球碳排放的季节变化、月变化和周变化。

关键词 全球碳排放, 碳指数, 全球变化, 碳核算

气候变化是人类可持续发展面临的严峻挑战。全球人为温室气体排放“极有可能”是导致不断加剧的气候变化事件的主要原因, 累积二氧化碳排放量和工业前阶段的累积升温呈线性关系^[1,2]。二氧化碳排放(以下简称“碳排放”)核算一直是气候模型构建、各国减排政策制定及国际谈判与博弈的重要基础^[3]。化石能源消费和水泥生产的能源活动是最主要的人类活动二氧化碳排放源, 占人类活动温室气体排放总量的80%^[2]。因此, 详细、准确、可靠的能源活动碳排放数据对碳排放和减排的相关研究与政策制定至关重要^[4]。

据全球碳计划(Global Carbon Project, GCP)2021年度报告, 从1850~2020年, 全球累积碳排放为455±25 GtC, 年增长率已从20世纪60年代的平均3±0.2 GtC/a增长到2011~2020期间的平均9.5±0.5 GtC/a。过去10年间, 中国碳排放增长率为1%, 总量为世界领先, 印度为3.9%, 欧洲联盟(下文简称欧盟)成员国为-1.9%, 美国为-1.1%。化石燃料二氧化碳排放按排放源划分, 其中46%来自原煤, 35%来自原油, 14%来自天然气, 3%来自

碳酸盐分解, 1%来自燃煤排放。

受新型冠状病毒感染疫情影响, 全球碳计划(GCP)估计, 2020年全球碳排放较2019年降低5.4%。2020年, 中国碳排放约占全球31%, 美国约占14%, 欧洲约占7%, 印度约占7%, 其余国家约占剩余41%。此外, 还有国际航空和水运部门的排放约占2.9%。当前, 各国政府分别提出在21世纪中叶实现碳中和目标, 如中国为2060年, 美国为2050年, 欧盟成员国为2050年。碳中和目标的提出对全球范围内国家级、区域级碳排放数据的及时和准确性提出了更高的要求。

1 全球碳排放定量方法现状

以政府间气候变化专门委员会(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)等为主的国际机构制定了通过含碳的化石能源消费量和能源本身的碳含量估算国家碳排放量的方法^[4,5], 被全球范围广泛采用。IPCC分类中的人类活动碳排放包括能源消费、工业生产过程(主要是水泥生产)、土地利用变化等, 其中能源

引用格式: 刘竹. 全球碳排放的近实时定量方法. 科学通报, 2022, 67

Liu Z. Near-real-time methodology for assessing global carbon emissions (in Chinese). Chin Sci Bull, 2022, 67, doi: 10.1360/TB-2022-0494

消费和工业生产过程碳排放是最主要的碳排放类型,因此本文也仅讨论能源消费和工业生产中产生的直接碳排放,不包括土地利用变化导致碳汇减少产生的土地利用排放。IPCC推荐的碳排放核算方法中有参考法(reference approach)和部门法(sectoral approach)两类,参考法基于国家能源消费总量来估算二氧化碳排放量,其能源消费总量为能源生产量、进出口和库存量的差值。部门方法根据分部门的能源消费量分别核算分部门的二氧化碳排放量,加和后获得国家整体的碳排放量^[4]。

碳排放量可以分解为化石能源碳排放量和工业过程碳排放量:

$$Emis = Emis_{fuel} + Emis_{indus}. \quad (1)$$

化石能源碳排放量可由式(2)计算:

$$Emis_{fuel} = AD_{EC} \times EF, \quad (2)$$

其中, AD_{EC} 为能源消费活动数据, EF 为相应的碳排放因子。

由于碳排放因子跟能源燃料的质量、属性以及燃烧效率有关,碳排放因子又可以进一步分解为

$$EF = HV \times CC \times OR, \quad (3)$$

其中, HV 、 CC 和 OR 分别代表各能源产品的热值、含碳量和氧化率。因此,化石能源碳排放量可以根据式(4)估算:

$$\begin{aligned} Emis_{fuel} &= AD_{EC} \times HV \times CC \times OR \times Emis_{fuel} \\ &= AD_{EC} \times HV \times CC \times OR. \end{aligned} \quad (4)$$

工业过程主要为水泥生产过程,其碳排放核算的原理与化石能源消费碳排放类似,如式(5)所示:

$$Emis_{indus} = AD_{CP} \times EF, \quad (5)$$

从式(2)和(5)知,碳排放估算量的不确定性主要来自两方面,即活动水平数据(能源消费量、工业产品产量)和碳排放因子。

由于IPCC推荐的计算方法使用一次能源数据(并考虑了一次能源转化、燃料洗选过程中的能源损失,燃料非能源使用等因素),一次能源处于能源供应链中的生产端,所以该计算方法又称生产端核算方法。

目前,世界范围内对各国碳排放量进行深入研究的机构主要有:美国橡树岭国家实验室二氧化碳信息分析中心(Carbon Dioxide Information Analysis Centre, CDIAC)^[6]、欧盟联合研究中心(European Commission's

Joint Research Centre, JRC)和荷兰环境评估机构(Netherlands Environmental Assessment Agency)全球大气研究排放数据库(Emissions Database for Global Atmospheric Research, EDGAR)^[7]、国际能源署(International Energy Agency, IEA)^[8]、美国能源信息管理局(U.S. Energy Information Administration, EIA)^[9]、世界银行、联合国气候变化框架公约(United Nations Framework Convention on Climate Change, UNFCCC)数据库和世界资源研究所(World Resources Institute, WRI)等^[10]。

此外,各个机构也陆续开展碳排放的空间化和对应产品的发布:全球大气研究排放数据库发布空间分辨率为 0.1° 的年度更新全球栅格化产品;人源碳排放开放数据清单(Open-Data Inventory for Anthropogenic Carbon Dioxide)提供空间分辨率为1 km的月度更新全球栅格化产品;PKU-CO₂数据集发布空间分辨率为 0.1° 的月度更新全球栅格化产品;中国高分辨率排放数据库(China High Resolution Emission Database)两年或三年更新空间分辨率为10或1 km的针对中国地区的排放产品;中国多分辨率排放清单(Multi-resolution Emission Inventory for China)月度更新空间分辨率为 0.25° 的中国国家级或省级数据产品;南京大学二氧化碳数据库(NJU-CO₂)逐年更新空间分辨率为 0.25° 的中国国家或省级产品。总体上,以上数据集的空间分配方法大多基于不同尺度的空间数据(尺度由产品覆盖范围决定),利用遥感夜光数据、建筑数据(如全球大气研究排放数据库EDGAR栅格产品使用的OpenStreetMap数据)、道路数据等可获取的代理数据,经过空间分析等方法处理后进行对碳核算数值区域上的空间分配,从而在尽量缩小不确定性的情况下得到最好的排放分配分布效果。

然而,当前基于IPCC的碳排放核算方法由于依赖于能源统计数据,在国家总量和作为国家的基础数据报告碳排放时具有优势,但对于全球覆盖下的区域尺度,对特定行业,无法获得最适合的能源统计数据。比如,对于中国的省级尺度,交通部门的能源统计数据不能支撑近实时核算方法对数据的要求,只能根据降尺度方法,结合已有车辆保有量数据进行校正;或者在年尺度上以能源统计数据的行业为主要区分,再根据不同数据库的行业对照表进行核算总量对比。同时,由于国家尺度的能源统计数据普遍具有一年以上的时间滞后性,且均以年为统计单位,难以实现全球覆盖的高时空分辨率的碳排放量化。基于IPCC的碳排放核算方法具有两大亟须克服的技术问题:(1)碳排放数据集具有

一年或以上的滞后; (2) 不具备天级别或小时级别的碳排放数据。在全球各国纷纷采取气候行动、陆续宣布碳中和计划的背景下, 若要实现实时、准确、可靠的碳排放动态监测及政策评估, 亟须建立一种新的碳排放量化方法。

2 碳排放的近实时定量方法

研究发现, 由于碳排放主要是产生于能源转化过程中, 因此, 利用碳排放和能源活动强度的线性关系(例如, 排放量和燃料消耗量、发电量、行驶里程等之间的线性关系), 可在估计碳排放不确定性的范围内实现碳排放的近实时参数化估计。人类活动碳排放部门可主要划分为火力发电、工业生产、交通运输、居民消费4个部门。可针对每个部门的人类活动强度参数分别计算, 或者利用排放和人类活动数据之间的线性关系进行计算。例如, 火力发电部门的碳排放除了可以基于式(4)进行计算外, 还可以利用碳排放和火力发电量直接的关系进行估计:

$$Emis_{ther} = AD_{TP} \times ECR \times HV \times CC \times OR, \quad (6)$$

其中, $Emis_{ther}$ 为实时火力发电碳排放量, AD_{TP} 为电网数据提供的实时火力发电量, ECR 为火力发电燃料消耗系数, HV 、 CC 和 OR 则分别代表燃料热值、含碳量和氧化率。在式(6)中, 由于火力发电厂可以核算和统计单位火力发电量的碳排放量(即单位火力发电量的碳排放因子 EF_{ther}), 式(6)可简化为

$$Emis_{ther} = AD_{TP} \times EF_{ther}. \quad (7)$$

在实际运用中, 更多的统计数据量化的是火力发电量与燃料消耗量(例如煤耗)的相关关系(也即燃料消耗系数), 而不同燃料的碳排放因子(EF)也有相应的数据源, 因此火力发电碳排放量可进一步由火力发电量计算得到:

$$Emis_{ther} = AD_{TP} \times ECR \times EF. \quad (8)$$

产生碳排放的能源燃烧过程除了火力发电外还主要分布在工业生产(工业的锅炉、金属冶炼等)、交通运输、居民消费等部门。而这些部门各自的能源消费活动均可以由相关活动数据的参数化表征实现。例如, 交通运输中的地面车辆运输部门, 在已统计车辆单位里程油耗时, 车辆的碳排放可以由车辆行驶距离和单位里程油耗及燃油碳排放因子获得:

$$Emis_{car} = AD_{DIS} \times MPG \times EF, \quad (9)$$

其中, AD_{DIS} 为车辆行驶距离, MPG 为单位里程油耗, EF 为燃油产品相应排放因子。在实际应用中, 有拥堵指数等数据在一定区域内与车辆行驶距离形成直接的线性关系, 从而代替行驶距离数据应用至公式中。

本研究发现, 除了土地利用变化的碳排放外, 几乎所有的人类活动源碳排放都可以由人类活动数据、燃料消耗系数及燃料排放因子实现。基于对不同人类活动数据的量化表征, 本文提出人类活动碳排放量化的参数化方法:

$$Emis = AD \times ECR \times EF, \quad (10)$$

其中, AD 、 ECR 、 EF 省略下标, 对应不同部门的活动数据、火力发电燃料消耗系数、燃油产品相应排放因子。根据人类活动碳排放源, 主要的人类活动可分为能源生产、工业活动、交通运输、居民和商业活动几个部门, 相应的人类活动强度参数见表1。

由于参数化后的人类活动强度数据可以被如卫星遥感数据、传感器监测数据等一系列数据所表达, 从而实现数据源的近实时化。基于将碳排放量利用人类活动强度参数指标参数化, 本文提出基于多维统计、观测、传感器、卫星遥感等技术的碳排放近实时定量估计, 并以此为基础构建基于部门活动水平数据的实时碳排放核算方法(图1)。该方法能够实时或近实时地对全球碳排放量进行核算, 形成全球主要国家部门逐日碳排放量数据集, 克服了全球尺度碳排放核算的精度和时空滞后性问题^[11,12]。

表1 人类活动强度参数

Table 1 Parameters of the extent of human activity

人类活动碳排放源	人类活动强度参数指标	相应燃料系数
火力发电	火力发电量	单位电力煤耗
工业生产	钢、铁、水泥等工业产品产量	单位工业产品能耗(例: 吨钢铁煤耗)
交通运输	车辆、飞机、轮船行驶距离	单位里程油耗
居民消费	天然气使用量等	天然气消费量

全球各个国家按碳排放的来源划分成6个主要部门: 电力、工业、居民消费、地面交通、航空、海运. 根据式(8), 电力部门碳排放的主要来源是火力发电过程中的化石燃料排放使用, 如煤炭、石油和天然气, 因此可使用火力发电量(或发电量)来表征电力部门的的活动数据; 地面交通部门碳排放的主要来源是汽车消费油品等化石燃料, 因此可用车流量来表征地面交通部门的的活动数据. 各部门具体的活动水平数据选取见表2.

在活动数据选取后对数据进行数据清洗等标准步骤处理: (1) 去除重复项; (2) 剔除异常值(大于4倍标准

差); (3) 使用线性插值的方法补充缺失值; (4) 将数据的时间分辨率统一为逐日. 然后, 将清洗后的各部门数据代入上述基于部门活动数据的碳排放核算模型中, 利用式(10)进行计算. 由于部门碳排放因子不变, 因此,

$$Emis_{sector,n} = \frac{AD_{sector,n}}{\sum_{365} AD_{sector}} \times \sum_{365} Emis_{sector}, \quad (11)$$

其中, n 代表第 n 天. 在获得日尺度排放数据的基础上, 可进一步根据人类活动强度数据的空间自相关性和对人类活动强度数据的空间采样, 在机器学习的基础上

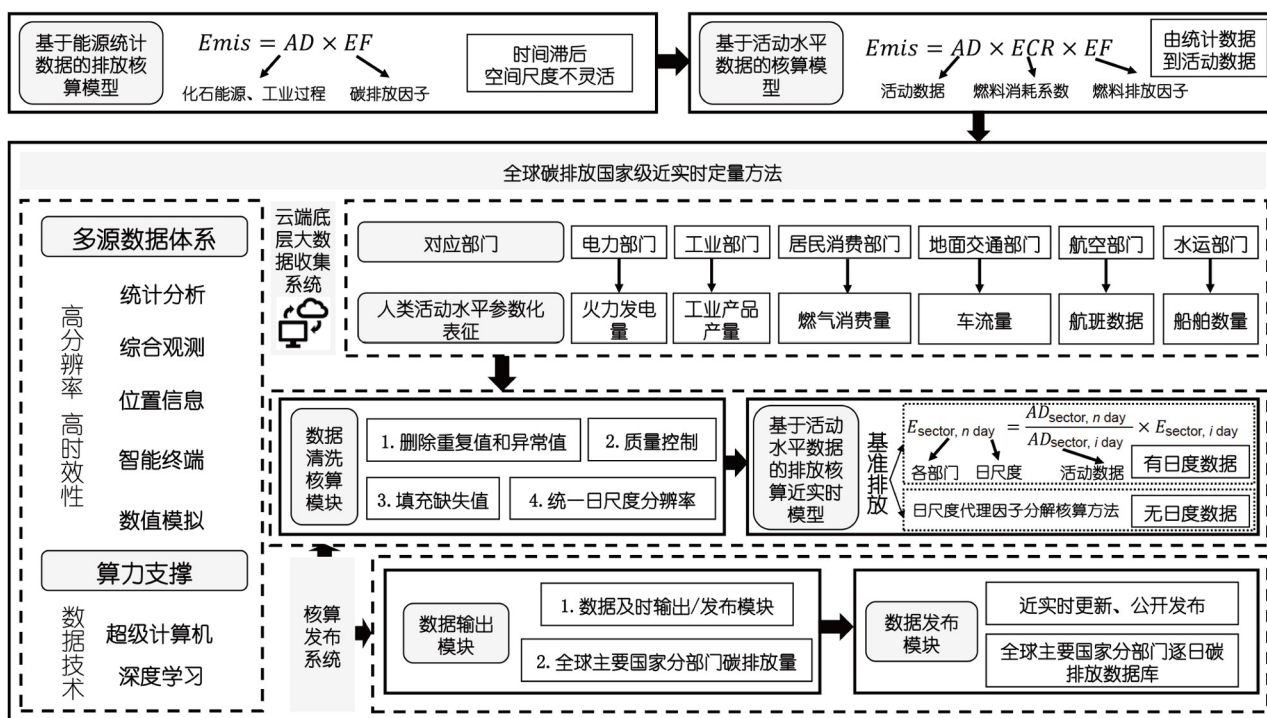


图 1 实时碳排放技术的流程图

Figure 1 Framework of the near-real-time methodology for assessing carbon emissions

表 2 各部门活动碳排放来源及活动数据选取

Table 2 Sources of emissions and choosing of activity data for each sector

部门	碳排放来源	活动数据
电力	火力发电的化石燃料消耗	火力发电量(电网传感器)
工业	工业生产的化石燃料消耗(如高温炼钢等)和工业生产过程的排放(如水泥生产过程)	工业产品产量(基于遥感、传感器和统计)
居民消费	居民各类化石燃料消费量	燃气消费量(基于遥感、传感器和统计)
地面交通	汽车的化石燃料消耗	车流量(基于GPS)
航空	航空器的化石燃料消耗	航班飞行数据(基于ADS-B)
航运	船舶的化石燃料消耗	航行的船舶数量(基于AIS)

对非采样区域进行插值,从而实现近实时碳排放数据的空间化表征.具体而言,首先利用Python程序搭建数据清洗和数据标准化模块,自动化地集成耦合多维度空间分配因子数据源(包括精细粒度电厂排放的空间点位数据、主要工厂排放的空间分布数据、各级路网排放空间分布数据、居民消费排放空间分布数据、国内/国际飞行航线排放空间分布数据、航运线路排放空间分布数据等),其次将上述步骤中计算得到的国家级碳排放总量数据根据空间分配因子进行空间分配,从而得到空间化的日尺度全球碳排放近实时数据^[13].详细过程如下所述.

(1) 首先,使用Carbon Monitor提供的年度全球覆盖排放数据,结合国家级日尺度碳排放数据,整合EDGAR(Emission Database for Global Atmospheric Research)的月度排放空间模式,对4个部门(电力、工业、居民消费、地面交通部门)的国家级日尺度碳排放数据进行空间化,以获得日尺度网格级排放量.对空间化日尺度网格级排放进行进一步校正.对国内航空、国际航空和国际航运部门而言,生成的初版网格 g 、日期 d 和部门 s 的排放值如下:

$$Emi_v1_{g,d,s1} = CM_{country,d,s1} \frac{CarbonMonitor_{g,s1}}{\sum_{i=1}^n CarbonMonitor_{i,s1}} \times \frac{EDGAR_{g,m,s1}}{\sum_{j=1}^{12} EDGAR_{g,j,s1}} \times 12, \quad (12)$$

$$Emi_v1_{g,d,s2} = CM_{country,d,s2} \frac{CarbonMonitor_{g,s1}}{\sum_{i=1}^n CarbonMonitor_{i,s1}} \times \frac{EDGAR_{g,m,s2}}{\sum_{i=1}^n EDGAR_{i,m,s2}}, \quad (13)$$

其中, $Emi_v1_{g,d,s1}$ 指网格 g 、日期 d 、部门 $s1$ 的碳排放值, $Emi_v1_{g,d,s2}$ 指网格 g 、日期 d 、部门 $s2$ 的排放值, $CM_{country,d,s1}$ 指网格 g 所属国家 $country$ 、日期 d 、部门 s 的碳排放值. $s1$ 包括电力、工业、居民消费和地面运输部门. $s2$ 包括国际航空、国内航空和国际航运部门. $CarbonMonitor_{g,s1}$ 指网格 g 、部门 $s1$ 的Carbon Monitor碳排放值. n 指这个国家的网格总数. $EDGAR_{g,m,s}$ 指网格 g 、日期 d 所属的月份 m 、部门 s 的EDGAR碳排放值. j 指月份.

(2) 对大型排放体来说,次国家级(如省/州级)的排放分布模式随时间可能会有显著变化,这对全球总排放量有重要影响.为了避免由于忽略大型排放体的次国家级排放模式的显著变化而对数据集准确性造成的负面影响,考虑到全球碳排放量的变化与卫星遥感数据中实时监测的 NO_2 浓度全球变化一致,本研究假设2019~2020年间次国家碳排放变化遵循 NO_2 浓度的变化模式.具体而言,根据 y 年对流层 NO_2 浓度卫星遥感反演数据,计算了大型排放体中省/州级的 NO_2 指数 R ,即每个省(州)的平均对流层 NO_2 浓度值:

$$R_{p,y} = NO_{2,p,y}, \quad (14)$$

其中 p 代表省(州), y 代表年份. $NO_{2,p,y}$ 是 p 省(州)在 y 年卫星遥感 NO_2 浓度的滑动14 d时间平均值取值基础上,对省内网格进行数值比较,取前5%网格后,再取平均值得到的数值.最终,根据对流层 NO_2 反演数据计算了2019年(2020年)各省(州)的指数 R .

然后根据上述的对流层 NO_2 浓度指数对2020年第 d 天、 $s1$ 部门的省(州)排放量进行矫正,计算了调整后的省级日尺度排放量,其加和与国家级日尺度排放量一致.

$$CM_{p,d,s1,2020} = \frac{CM_{p,d,s1,2019} \times \frac{R_{p,2020}}{R_{p,2019}}}{\sum_{p=1}^{np} CM_{p,d,s1,2019} \times \frac{R_{p,2020}}{R_{p,2019}}} \times CM_{country,d,s1,2020}, \quad (15)$$

式中, $CM_{p,d,s1,2019}$ 指一个省(州)在2019年第 d 天、 $s1$ 部门的初始版本排放值. np 是该国的省(州)数.具体而言,首先,计算2020年相比2019年 R 指数的变化率,即: $\frac{R_{p,2020}}{R_{p,2019}}$.然后,乘以2019年初始版本的省(州)级排放值 $CM_{p,d,s1,2019}$,以更新2020年的省(州)级排放值.最后,将2020年更新后的省(州)级排放值除以更新后的省(州)级排放值之和 $\sum_{p=1}^{np} CM_{p,d,s1,2019} \times \frac{R_{p,2020}}{R_{p,2019}}$,以进行归一化处理.最终一个国内更新的省(州)级排放乘以国家级排放量后的加和,将与2020年国家级日尺度排放值 $CM_{country,d,s1,2020}$ 一致.

然后,基于2020年更新的省(州)级排放量 $CM_{p,d,s1,2020}$,用Carbon Monitor和EDGAR数据作为空间

模式, 分配大型排放体省(州)级的排放数据, 以获得最终版本的网格化排放值 $Emi_v2_{g,d,s}$:

$$Emi_v2_{g,d,s1} = CM_{p,d,s1,2020} \frac{Carbon Monitor_{g,s1}}{\sum_{i=1}^n Carbon Monitor_{i,s1}} \times \frac{EDGAR_{g,m,s1}}{\sum_{j=1}^{12} EDGAR_{g,j,s1}} \times 12, \quad (16)$$

其中 n 表示该省(州)的网格总数.

在校正大型排放体(巴西、中国、法国、德国、印度、意大利、日本、西班牙、美国 and 英国)2020年的网格排放量后, 生成空间化日尺度全球碳排放近实时数据集.

3 研究结果

基于文中介绍的碳排放参数化定量方法, 本研究对全球碳排放进行了日尺度的近实时评估. 基于对人类强度指标的近实时量化, 构建了能源生产、工业、地面交通、航空、航海、居民和商业部门的近实时日尺度量化体系, 并表现为日尺度的分行业部门和分区域的碳排放表征.

从全球的总体排放趋势中可看出, 近实时日尺度数据体现了排在季度、月份和周内的变化情况. 根据图2, 全球的二氧化碳排放量在12月最高, 在4月最低; 从1~4月二氧化碳排放量经历快速的降低, 在4~5月降为最低后转为逐渐升高.

全球日碳排放的周变化与人类工作日和周末的活动高度相关, 周一到周五的碳排放量基本不变, 维持在高水平, 周末假日碳排放量有着明显的下降, 说明周末的各类生产活动强度有了一定的降低.

全球的二氧化碳排放量在冬季最高(12月), 春季最低(4月); 夏季升高幅度不明显, 在秋季又进一步快速升高. 在季度上全球二氧化碳表现为每年从第一季度快速下降到第二季度的最低水平, 随后又逐渐升高到第四季度的最高水平. 这一规律与大部分国家人口集中于北半球, 而北半球国家冬季和夏季有取暖和制冷的需求有关. 由于所处地理位置不同, 各国月度排放的季节变化特征也存在差异. 欧盟成员国和俄罗斯地处北半球中高纬度, 是典型的温带国家/地区. 受冬季取暖需求的影响, 碳排放呈现出显著的冬高夏低季节特征. 中国和美国大部分处于温带和亚热带气候区, 受冬

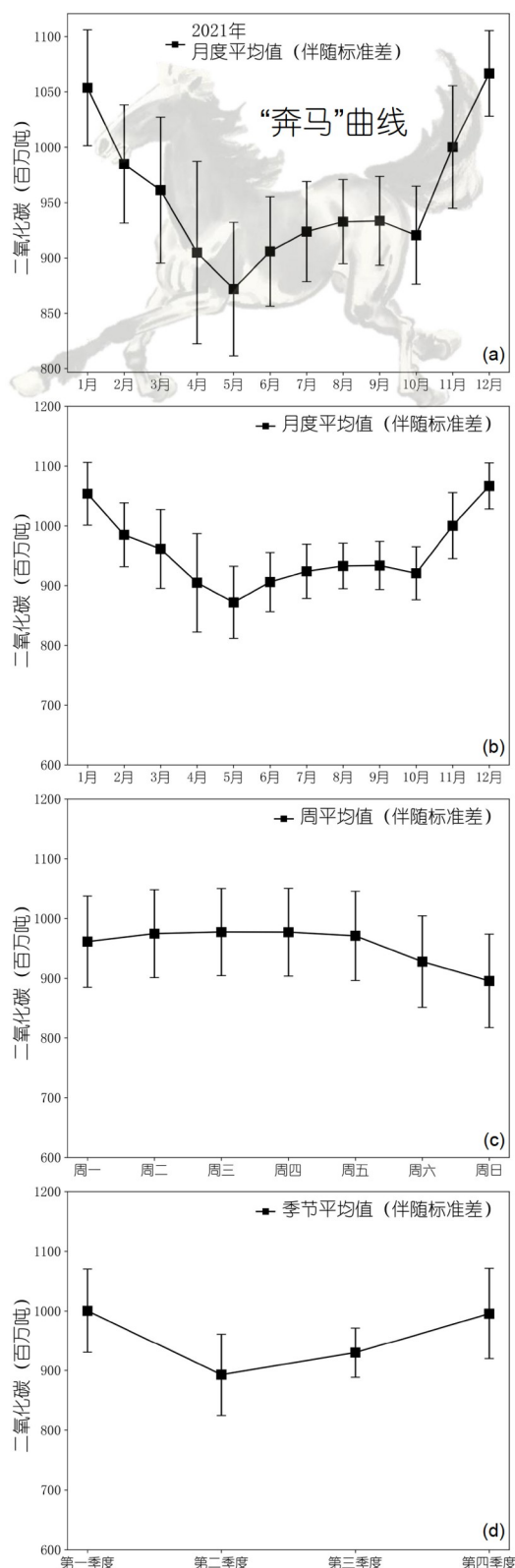


图2 全球碳排放的月变化、周变化和季节变化
Figure 2 Monthly, weekly and seasonal changes in global carbon emissions

季取暖和夏季制冷需求的影响,呈现出冬季和夏季的排放小高峰。印度和巴西地处热带地区,全年高温,碳排放没有明显的季节变化特征。

分行业的近实时碳排放变化反映了各个部门活动强度的变化,其中电力和居民消费部门受季节的影响比较显著,特别需要注意的是,近实时碳排放数据显示了新型冠状病毒感染(简称新冠感染)疫情对碳排放的冲击。2019~2020年全球每日二氧化碳排放量显示,碳排放会在一年之内受到自然界季节变化的影响和节假日等人类活动变化的影响;新冠感染疫情也使得全球二氧化碳排放量在2020年初便有了大幅下降;2020年第二季度随着疫情的缓解和封锁措施的逐步解禁,二氧化碳排放量又逐渐恢复。

2020年起全球受到新冠感染疫情的影响,各部门的排放量有着明显的下降。电力部门排放的下降与2020年几波新冠感染疫情的起伏有关,1月份起的快速下降受到第一波全球新冠感染疫情蔓延的影响,下半年两个幅度较小的下降受到第二波和第三波疫情的影响。电力部门的排放占总排放比例最大,因此总排放的变化情况与电力部门的排放相似。工业生产和地面交通的排放量在新冠感染疫情发生初有了明显的下降,但在5~6月新冠感染疫情逐渐好转后,有了明显的升高。居民消费排放影响的下降趋势与前几个部门相同,但是恢复的时间滞后到下半年后期。国内航空的碳排放变化与地面交通极为相似,而国际航空受限于各国出入境限制,自新冠感染疫情发生后一直维持在低水平,没有恢复的迹象。国际航运的排放量在新冠感染疫情发生初有了明显的下降,但随着5~6月新冠感染疫情的缓解以及各国物品的需求,航运水平恢复到原水平(图3)。

2020年所有部门的空间化全球日平均碳排放量参考近实时碳地图网站(<https://carbonmonitor-graced.com/>)。空间化排放数据以 $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$ 的分辨率显示。结果表明,2020年全年日均排放量的空间分布特征是聚集的,集中在美国东部、西欧法国、德国等、中国东南部、韩国、日本和印度等国家或地区,并以特大城市为热点。2020年的日均总排放量约为每网格每天3.8 t碳。排放值最大的网格每天排放4.1亿吨碳。

4 不确定性分析

数据的不确定性主要来自于基准排放数据的不确定性,和每个部门计算产生的不确定性。本研究遵循

2006年IPCC《国家温室气体清单指南》对数据进行了不确定性分析。

电力部门(贡献了全球碳排放的39%)的不确定性来自于煤炭排放因子的年际变化和发电过程中燃料使用的变化,考虑到基于联合国统计数据的化石燃料的年际变化和发电燃料混合(煤发电与热发电的比率)的变化,以及本研究采集的电力数据假设存在 $\pm 5\%$ 的不确定性,综合计算的化石燃料发电排放不确定性在 $\pm 13\%$ 之内。

工业部门(贡献了全球碳排放的28%)的不确定性来自于月度工业生产数据,中国工业和水泥生产产生的二氧化碳占世界工业二氧化碳总量的60%以上,其不确定性为 $\pm 20\%$ 。月度统计数据的不确定性来自10000次蒙特卡罗模拟,以估计中国68%的置信区间(1σ)。我们计算了从月度统计数据估算的排放量与每年年底从年度统计数据获得的官方排放量之间线性回归模型的68%预测区间,以推导出使用月度数据代表全年变化时所涉及的 1σ 不确定性。

地面交通部门(贡献了全球碳排放的18%)的排放量是通过假设汽车数量(以及排放)的相对大小与拥堵指数的关系来估计的,其不确定性来自于“拥堵指数-排放量”模型中的假设。

居民消费部门(贡献了全球碳排放的10%)的不确定性基于几个欧洲国家的实际燃料消耗量得出的日度居民消费排放中比较计算得出。其日排放量的不确定性估计为 $\pm 40\%$,这是根据法国、英国、意大利、比利时和西班牙等几个欧洲国家的居民和商业住宅实际燃料消耗的日排放量进行比较计算得出的。

航空部门(贡献了全球碳排放的3%)的不确定性来自于基于航线距离和航班数量估算日排放过程中产生的不确定度,我们计算基于航线距离和航班数估算的每日排放结果的平均差值,然后用平均差值除以两种方法估算的每日平均排放量,得到航空部门二氧化碳的不确定性约为 $\pm 10\%$ 。

航运部门(贡献了全球碳排放的2%)的不确定性引用了国际海事组织(IMO)对全球航运排放核算结果的不确定性分析结果,对于基于代理数据计算的航运部门碳排放的不确定性约为 $\pm 13\%$ 。

基于IPCC误差传导公式,本研究对各部门不确定性进行合并,最终得到实时数据的整体不确定性约为 $\pm 14\%$ 。

空间化日尺度碳排放数据的不确定性来源于使用

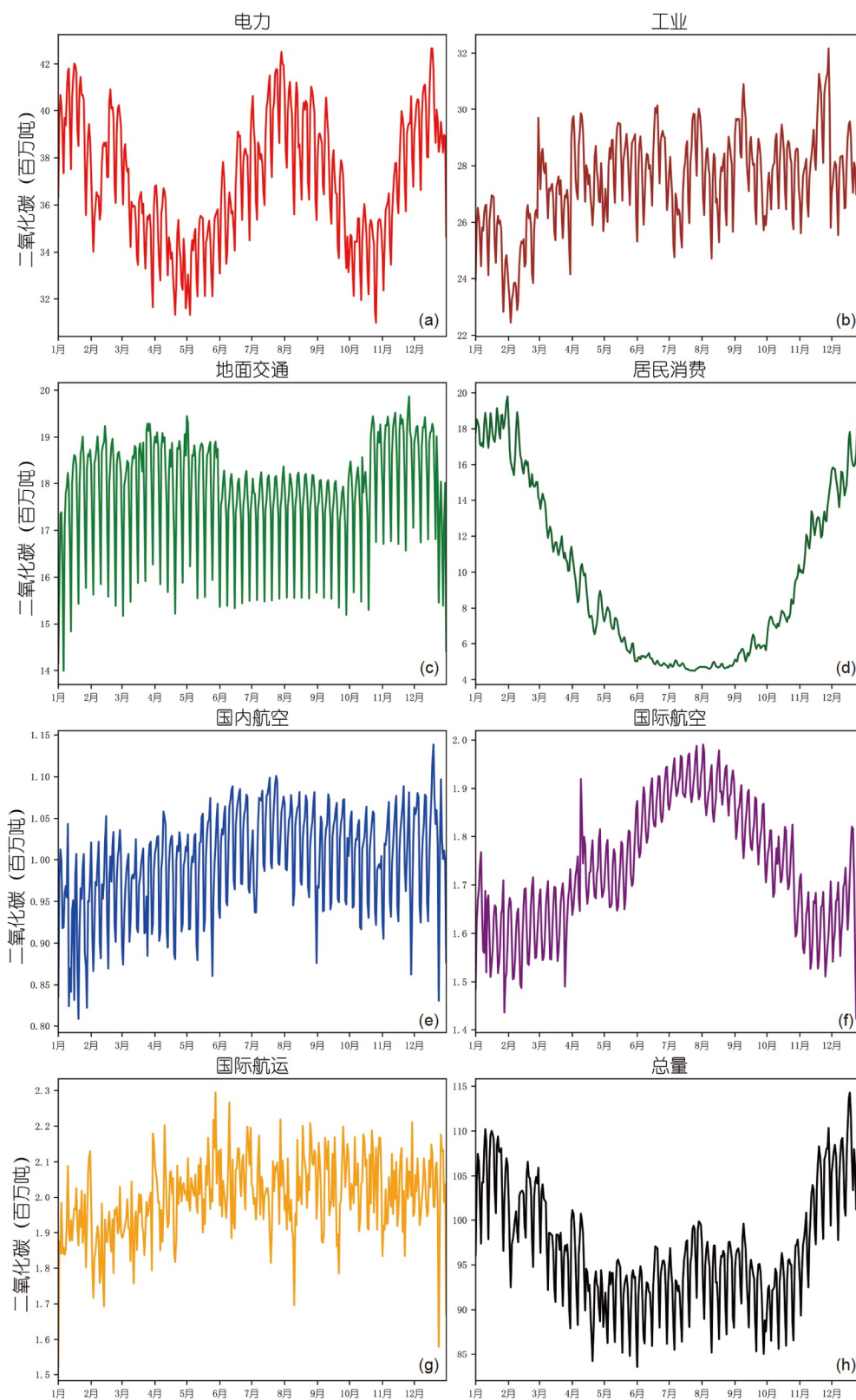


图 3 (网络版彩色)2020年全球各部门的每日二氧化碳排放量
Figure 3 (Color online) Global daily CO₂ emissions in 2020

的国家级日尺度碳排放数据集。国家级日尺度碳排放数据的各部门不确定性如上所述。对于空间分布模式数据集而言,所选择的基准排放量的大小、大型点源的规模和位置、非点源的规模和分布,以及选取的用来表征排放量的代理数据,都引入了不确定性。空间化排放数据集中最大的不确定性贡献来自于选择的用于空间分配的代理因子分布能多大程度上地表征排放的分布。因此,对于本研究使用的网格数据,不确定性的最大贡献来自国家级碳排放的空间化分配过程和空间代理因子的准确性。

本研究的核算结果与其他年度碳排放数据集的核算结果和预测较为一致。根据本研究结果,2020年全球二氧化碳排放相比2019年下降了5.7%。全球大气研究排放数据库和国际能源署核算了全球化石燃料消费和多种工业生产过程的二氧化碳排放数据,结果发现2020年全球二氧化碳排放分别下降了5.1%和5.2%。全球碳计划(GCP)基于各国的化石燃料消费数据和水泥产量数据核算了1970~2020年的二氧化碳排放量,结果发现,2020年全球二氧化碳排放量相比2019年下降了5.4%。BP世界能源统计核算了化石燃料消费的二氧化碳排放量,发现全球二氧化碳排放量在2020年下降了5.9%。

值得注意的是,不同数据集对二氧化碳排放的核算边界存在差异。EDGAR核算了化石燃料燃烧和包含水泥、钢铁、化工等多种工业生产过程的二氧化碳排放量,本研究 and GCP 核算的是化石燃料燃烧和仅水泥生产过程的二氧化碳排放,IEA和BP仅核算了化石燃料燃烧相关的二氧化碳排放。

5 结论与讨论

针对目前全球碳排放核算的时间滞后性、不确定性及数据准确性的问题,本文在综述碳排放核算方法

的基础上,提出一种基于多源活动数据参数化的碳排放定量方法,在此基础上构建近实时的碳排放核算模型,并可在不同区域尺度开展运用。基于该方法,本研究构建了近实时的碳排放全球数据,显示了全球碳排放的季节变化、月变化和周变化,并反映了新冠疫情影响对2020年全球碳排放的影响。

全球碳排放的参数化定量方法仍存在较多的不确定性,主要来自于基准排放数据的不确定性,和每个部门计算产生的不确定性。其中,电力部门的不确定性来自于煤炭排放因子的年际变化和发电过程中燃料使用的变化;工业部门的不确定性来自于月度工业生产数据;地面交通的不确定性来自于“拥堵指数-排放量”模型中的假设;航空部门的不确定性来自于基于航线距离和航班数量估算日排放过程中产生的不确定性;航运部门的不确定性依据IMO的不确定性数据;居民消费部门的不确定性基于几个欧洲国家的实际燃料消耗量得出的日度居民消费排放中比较计算得出。未来的工作将引入更多元的高时空分辨率数据进行额外的交叉验证和校准,实现更精准的实时碳排放监测。

进一步提高全球碳排放参数化方法的未来研究可以从以下几个方面着手:结合水电、核电等新能源的实时监测对国家低碳发展(去碳化)做出实时评估;发展基于消费端的实时碳排放技术,可以以更高的时间分辨率捕捉国际贸易间的隐含碳排放流动;发展实时生命周期分析技术;以国际碳卫星项目等开展为契机,通过碳卫星得到的全球碳浓度产品,展开针对人类活动导致的碳排放(如实时碳排放技术得到的碳排放分部门数据)和卫星监测碳排放数据的对照研究方式(如对比研究等),更好为全球变化相关研究任务做数据和方法上的支撑,提升中国在全球温室气体减排和气候变化减缓贡献中的话语权和影响力。

参考文献

- 1 Rogelj J, Forster P M, Kriegler E, et al. Estimating and tracking the remaining carbon budget for stringent climate targets. *Nature*, 2019, 571: 335–342
- 2 Change I C. The physical science basis: Working Group I Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC. *Comput Geom*, 2007, 18: 95–123
- 3 Ma C, Xu H, Su M. The research progress on greenhouse gas inventory methods. *Prog Geogr*, 2013, 32: 400–407
- 4 Liu Z, Guan D B, Wei W. Carbon emission accounting in China (in Chinese). *Sci Sin Terrae*, 2018, 48: 878–887 [刘竹, 关大博, 魏伟. 中国二氧化碳排放数据核算. *中国科学: 地球科学*, 2018, 48: 878–887]
- 5 Eggleston S, Buendia L, Miwa K, et al. IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. 2006

- 6 Boden T A, Andres R J, Marland G. Global, Regional, and National Fossil-fuel CO₂ Emissions (1751–2014) (V. 2017). US Department of Energy, 1999
- 7 Crippa M, Solazzo E, Huang G, et al. High resolution temporal profiles in the Emissions Database for Global Atmospheric Research. [Sci Data](#), 2020, 7: 1–7
- 8 Cozzi L, Gould T, Bouckart S, et al. World Energy Outlook 2020. Paris: International Energy Agency, 2020
- 9 Center B P. Annual Energy Outlook 2020. Washington DC: Energy Information Administration, 2020
- 10 Zhu S L. Comparison and analysis of CO₂ emissions data for China. [Adv Clim Change Res](#), 2014, 5: 17–27
- 11 Liu Z, Ciais P, Deng Z, et al. Carbon Monitor, a near-real-time daily dataset of global CO₂ emission from fossil fuel and cement production. [Sci Data](#), 2020, 7: 1–12
- 12 Liu Z, Ciais P, Deng Z, et al. Near-real-time monitoring of global CO₂ emissions reveals the effects of the COVID-19 pandemic. [Nat Commun](#), 2020, 11: 5172
- 13 Dou X, Wang Y, Ciais P, et al. Near-real-time global gridded daily CO₂ emissions. [Innovation](#), 2022, 3: 100182

Summary for “全球碳排放的近实时定量方法”

Near-real-time methodology for assessing global carbon emissions

Zhu Liu

Department of Earth System Science, Tsinghua University, Beijing 100084, China

E-mail: zhuliu@tsinghua.edu.cn

Climate change is a major challenge for the sustainable development of mankind. Carbon emissions from human activities are the main driving force of global climate change, and the quantification of carbon emissions is the basis for coping with global changes and achieving carbon neutrality. Developing more spatially and temporally fine-grained carbon emission data to achieve more precise, accurate, and timely carbon emission monitoring is at the current forefront of the field and a major national demand.

Here, a carbon emission quantitative method for near-real-time global carbon emissions is proposed, based on multi-source activity data such as statistics, satellite remote sensing, and observation. By parameterizing the extent of daily human activity, it can achieve a near-real-time quantitative estimation of global and regional carbon emissions according to the methodology of the IPCC 2006 guidelines, resolving preexisting challenges, including time lag of yearly emission inventories and how to spatialize the national inventories in high temporal resolution. This paves the way for more accurate, reliable, and verifiable carbon monitoring.

Specifically, near-real-time estimates can reveal daily, weekly, monthly, and seasonal changes in global carbon emissions. Results show that emissions are highly related to human activity (e.g., the emissions from Monday to Friday are at a high level but return to a relatively low level during weekends). In addition, winter emissions are higher than those of summer, reflecting the greater demand for heating in the winter for populations in the northern hemisphere and cooling demands in summer. This phenomenon can indicate the variations of seasonal changes in each country, where temperatures at different latitudes reflect heating and cooling demands. Sectoral emissions demonstrate the seasonality of power, including that used by residential sectors. During the COVID-19 pandemic, emissions dropped unprecedentedly, with the emissions of the power sector decreasing rapidly. During the pandemic, domestic aviation emissions were similar to ground transport emissions, while international aviation emissions remained low due to the restrictions imposed on entering and leaving countries.

Spatialized daily emissions reveal discrepancies of fine-grained sectoral emissions with a spatial resolution of $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$. Global daily average emissions show that emissions are concentrated within eastern America, western Europe, southeastern China, etc., with the emerging hotspots being the megacities in each region. Sectoral emissions vary because the sources of emissions of each sector are diverse.

Uncertainties are crucial for evaluating the performance of spatialization and fine-grained temporal discretization of activity data. This methodology considers per-sector uncertainties according to the IPCC 2006 guidelines. The uncertainties for power, industry, ground transport, residential, aviation, and international shipping sectors are 14%, 36%, 9.3%, 40%, 10.2%, and 13.0%, respectively. For spatialization, the uncertainties come from national emission data and the EDGAR and GID datasets. The baseline emissions, point-source emissions and scale, non-point-source distribution, and proxy data contribute to the uncertainties.

In the future, additional high spatiotemporal resolution data will be used in extra cross-validation and corrections to achieve more precise carbon monitoring.

global carbon emissions, carbon index, global change, carbon accounting

doi: [10.1360/TB-2022-0494](https://doi.org/10.1360/TB-2022-0494)