

文章编号: 2096-1618(2024)04-0409-07

基于轨道碳观测卫星2号的四川省二氧化碳排放量估算

苏德斌^{1,2}, 陈利旭^{1,2,3}, 姚璐³, 刘毅³

(1. 成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都 610225; 2. 中国气象局大气探测重点开放实验室, 四川 成都 610225; 3. 中国科学院大气物理研究所, 北京 100029)

摘要:为实时量化区域大气二氧化碳(CO₂)排放和监控地面CO₂浓度变化,利用2014年9月6日至2021年12月31日轨道碳观测卫星2号卫星观测数据,通过获取经过四川地区的有效轨道观测数据,对当地CO₂羽流进行识别,基于曲线积分方法,结合ERA5再分析风场资料,对四川省CO₂排放进行估算。研究结果表明,利用OCO-2卫星观测数据可有效估算区域CO₂截面通量,估算结果在0.08~4.78 kt/h,不确定度介于0.0031~0.2692 kt/h,除个别案例,不确定度占比在1.1%~8.46%,其估算结果与全球大气研究排放数据库和人为二氧化碳的开源数据清单两种排放清单的估算结果呈弱相关。

关键词:卫星观测; 高斯烟羽模型; 二氧化碳; 轨道碳观测卫星2号; 排放量估算

中图分类号: TP79

文献标志码: A

doi: 10.16836/j.cnki.jcuit.2024.04.003

0 引言

温室气体是造成全球气候变暖的元凶,其中二氧化碳(CO₂)是最重要的温室气体之一。工业革命以来,大量化石燃料的开采与使用造成大气中CO₂浓度急速增加。根据美国国家海洋和大气管理局夏威夷莫纳罗亚观测台2022年5月的观测资料,大气中CO₂浓度达到421 ppm的历史峰值^[1]。2022年4月,联合国气候变化专门委员会第六次评估第三工作组报告《气候变化2022:减缓气候变化》指出,2010–2019年,全球温室气体年平均排放量达到人类历史最高水平^[2]。为应对气候变化,197个国家于2015年12月12日在巴黎召开的缔约方会议上通过《巴黎协定》,旨在大幅减少全球温室气体排放,将21世纪全球气温升幅限制在1.5℃以内。因此,准确量化并控制全球碳排放至关重要。

专用于对全球CO₂进行观测的卫星(下文简称碳观测卫星)可以提供高精度、高时空分辨率的全球CO₂浓度数据。第一颗用于观测CO₂的卫星是2009年日本发射的温室气体观测卫星(greenhouse gases observing SATellite, GOSAT)^[3]。随后,美国轨道碳观测卫星2号(orbiting carbon observatory-2, OCO-2)和中国全球二氧化碳监测科学实验卫星(Chinese carbon dioxide observation satellite mission, TanSat)分别于2014年和2016年发射^[4-5]。GOSAT搭载了傅里叶变换光谱仪

和云和气溶胶成像仪,分别对温室气体、云和气溶胶进行探测^[3]。OCO-2利用3个平行的高分辨率近红外光栅光谱仪对CO₂进行观测,其长时间序列的高精度XCO₂(CO₂柱平均干空气混合比,单位ppm)数据产品已被用于估算人为和自然点源的CO₂排放量^[4]。TanSat搭载了一台大气CO₂光栅光谱仪进行CO₂浓度探测,结合云和气溶胶偏振成像仪测量的云和气溶胶信息,可以有效降低CO₂浓度的反演误差^[5]。

近年来,很多研究表明碳观测卫星在监测CO₂排放中具有重要作用^[6]。碳观测卫星具有全球观测能力^[7],对碳观测卫星数据进行反演,可以得到全球CO₂浓度分布^[8-14],发现大气中CO₂浓度的季节变化特征^[14-16]。此外,对碳卫星观测数据进行同化,可与地面观测相互补充验证^[17]。同时,高分辨率大气扩散模型可以精确模拟CO₂羽流^[18],结合气象数据可获得城市CO₂排放变化,或估算单个大中型发电站的CO₂排放量^[19-20],在此基础上,采用高时空分辨率风场等辅助信息能够进一步提高单个发电站CO₂排放量^[21-22]及区域CO₂排放的估算准确度^[23]。

近年来,四川地区发展迅速,CO₂排放呈增长趋势。本文针对四川省的区域CO₂排放开展研究,通过对2014年9月6日至2021年12月31日OCO-2观测数据进行筛选,识别出经过四川地区的14条卫星轨道观测数据,用于估算CO₂排放量,并将估算结果与全球大气研究排放数据库(emissions database for global atmospheric research, EDGAR)和人为二氧化碳开放数据清单(open-source data inventory for anthropogenic

收稿日期: 2023-04-26

基金项目: 科技部国家重点研发计划资助项目(2018YFC1506605)

通信作者: 姚璐. E-mail: yaolu@mail.iap.ac.cn

CO₂, ODIAC) 两种排放清单进行对比。

1 数据和方法

1.1 数据

研究采用的数据有 OCO-2 卫星观测数据、EDGAR

表1 相关研究数据

序号	分类	数据名称	数据来源	参数名称	空间分辨率	时间
1	卫星数据	OCO-2	NASA ¹	XCO ₂	1.29 km×2.25 km	2014/09/06–2021/12/31
2	排放清单	EDGAR	EC ²	人为 CO ₂ 排放	0.1°×0.1°	2014/09/06–2021/12/31
3	排放清单	ODIAC	CGER ³	人为 CO ₂ 排放	1 km×1 km	2014/09/06–2021/12/31
4	气象数据	ERA	ECMWF ⁴	地表气压、总柱水汽含量、10 m 风速	0.5°×0.5°	2014/09/06–2021/12/31
5	气象数据	ERA	ECMWF ⁴	风速、位势高度	0.25°×0.25°	2014/09/06–2021/12/31

1.1.1 研究区域概况

四川省,简称“川”或者“蜀”,位于中国西南腹地(97°21'E ~ 108°33'E 和 26°03'N ~ 34°19'N),地处长江上游,与西藏、青海、宁夏、陕西、重庆、贵州、云南接壤。据四川省统计局统计数据,2022年四川省国民生产总值56749.8亿元,分区域看,成都平原经济区34670.8亿元,川东北经济区8518.0亿元,川西北生态示范区934.5亿元^[24]。由中国碳核算数据库获取的四川省 CO₂ 排放报告:自1997年起,四川省 CO₂ 排放呈现上升趋势,2007年 CO₂ 年排放总量达到207 Mt,2014年 CO₂ 排放总量达到历年最高的298.40 Mt,截至2019年,CO₂ 年排放总量约276.56 Mt,如图1所示。

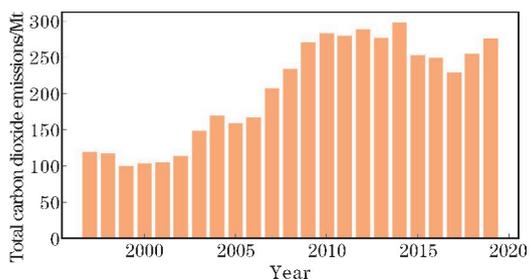


图1 1997–2019年四川省 CO₂ 逐年排放总量

1.1.2 卫星数据

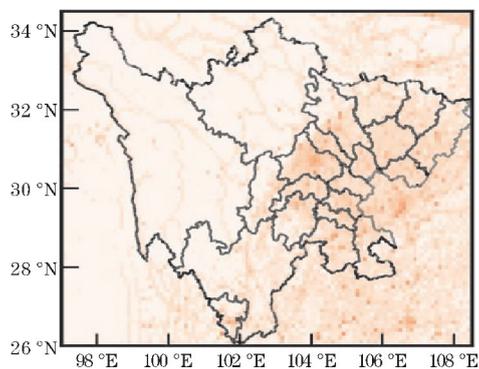
OCO-2 遥感卫星由美国国家航空航天局研发,可从太空观测全球大气 CO₂ 分布,具有高精度、高分辨率和高覆盖度,轨道高度为705 km,分辨率为1.29 km×2.25 km,幅宽10.6 km,回访周期16天^[10]。本文使用由 OCO-2 观测获取经偏差校正的 XCO₂ 第10r版本反演数据。

1.1.3 排放清单

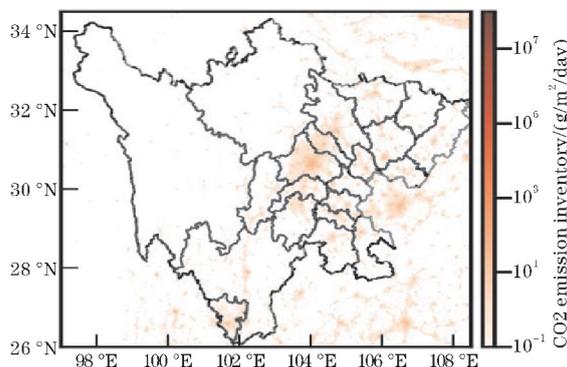
排放清单包括 EDGAR 和 ODIAC。EDGAR 提供全球范围排放数据,按主要排放源类别提供排放量,分

排放清单、ODIAC 排放清单及相关气象数据,如表1所示。表1中,NASA 是指美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration);EC 是指欧洲委员会(European Commission);CGER 是指全球环境研究中心(Center for Global Environmental Research);ECMWF 是指欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)。

辨率为0.1°×0.1°^[25–26]。ODIAC 提供化石燃料燃烧产生的 CO₂ 排放高空间分辨率全球排放数据,分辨率为1 km×1 km^[27–32]。图2展示了2016年2月两种排放清单在四川地区的 CO₂ 排放空间分布。两种排放清单都显示,四川地区的 CO₂ 排放主要集中在川东地区,其他地区的排放相对较少。但整体而言,ODIAC 给出的 CO₂ 排放整体小于 EDGAR。



(a) EDGAR 排放清单



(b) ODIAC 排放清单

图2 2016年2月四川地区 CO₂ 排放分布

1.1.4 气象数据

文中还用到 ERA5-land 再分析数据集,其通过重

构 ECMWF ERA5 再分析数据中的陆地部分数据,可提供分辨率更高的再分析数据,包括风、地表气压、总柱水汽含量等多种陆面参数,为研究提供了准确的气象参数^[33-34]。

1.2 数据处理方法

1.2.1 CO₂ 羽流识别

OCO-2 卫星能够观测全球 CO₂ 浓度,通过对 XCO₂ 异常进行筛选以评估 CO₂ 浓度变化并获取排放源信息^[23],即对 OCO-2 卫星数据进行处理,识别出有明显 XCO₂ 局部增强的轨道数据。

首先,将研究区域定位到四川省,筛选出经过其上空的卫星轨道数据。

其次,沿 OCO-2 轨道采用长度为200 km的滑动窗口检测 XCO₂ 异常。XCO₂ 异常需要满足两个条件:排除由 OCO-2 卫星观测数据误差造成的偶然性,XCO₂ 异常需超出研究区域 OCO-2 观测数据均值的 2 倍标准差;数据必须具有连续性,即在卫星过境范围200 km 滑动窗口内数据是空间连续的,但为了扩大所选数据样本,允许沿轨道方向有两个连续扫描格点(距离分辨率为2.25 km)的数据缺失,缺失数据通过曲线拟合进行弥补。

XCO₂ 可分解为背景场及其异常两个部分,拟合公式:

$$y = mx + b + \frac{A}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中, y 为 XCO₂(ppm) 观测值, x 为沿 OCO-2 轨道距滑动窗口起始点的距离(km), m 、 b 、 A 、 μ 和 σ 是决定曲线形状的参数,给定初值后,以 XCO₂ 数值不确定性的作为权重参与迭代,采用非线性最小二乘拟合估计得出。线性部分 $mx+b$ 代表背景浓度,余项表示一个具有高斯形状的单峰 XCO₂ 峰值。为获得更好的拟合性能,仅保留观测和拟合值相关系数大于0.5的结果。

最后,检查参数 A 及具有高斯形状的单峰 XCO₂ 峰值均为正值,以确定 XCO₂ 局部增强。

1.2.2 高斯烟羽模型

高斯烟羽模型主要用于模拟单个 CO₂ 排放源产生的 CO₂ 浓度分布。由于目前全球 CO₂ 排放源较密集,因此,本研究尝试将分辨率较高的 0.1° × 0.1° EDGAR 和 1 km × 1 km ODIAC 排放清单中的每个网格数据视作单个 CO₂ 排放源,以 OCO-2 卫星观测的 XCO₂ 异常为中心,半径为 50 km 范围内的网格作为点

源,利用 ERA5 再分析资料低层经、纬向风线性插值得到的风矢量建立高斯烟羽模型^[23],公式如下:

$$V = \sum_{\epsilon=50} \frac{F}{\sqrt{2\pi} \cdot a \cdot z^{0.894} \cdot u} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{n}{a \cdot z^{0.894}} \right)^2} \quad (2)$$

其中, V 是点源下风向的 CO₂ 垂直柱浓度增强(g/m²); z 是沿风向方向从点源到目标位置的距离(km), n 是垂直于风向方向从点源到目标位置的距离(m)。 V 取决于排放率 F (g/s)、 z (km) 和风速 u (m/s)。 a 是大气稳定性参数,由 Pasquill-Gifford 稳定性对源环境进行分类确定,取决于地表风速、云量和一天中的时间^[35]。基于 OCO-2 的有效观测为无云或少云天气条件,可忽略云量影响,在此基础上,根据 Martin^[36] 和 B M Synodinou 等^[37],结合 NOAA 给出的评定标准,可由地表风速确定大气稳定性等级以及大气稳定性参数,见表 2。风速越小,代表大气稳定性等级越高,大气稳定性参数越大,气体扩散越慢,模型可靠性越高;风速越大,代表大气稳定性等级越低,大气稳定性参数越小,气体扩散越快,模型可靠性越低。

表 2 大气稳定参数和风速对应关系

指标	<2	2~3	3~5	5~6	>6
大气稳定性等级	A	AB	B	C	D
大气稳定性参数	213	184.5	156	104	68

将排放清单的每个网格视作一个 CO₂ 排放点源,选取 OCO-2 观测到的 XCO₂ 异常处周边 50 km 范围的点源,结合式(2),估算出 XCO₂ 异常处的通量。考虑到 CO₂ 的扩散具有一定高度,所以研究选取近似 500 m 高度的风速 u ,即 ERA5 再分析资料数据的 1000 hPa、975 hPa、950 hPa 高度层的平均风速用于 CO₂ 截面通量估算。

OCO-2 卫星提供的数据产品是体积混合比浓度(ppm),然而高斯烟羽模型模拟计算出来的结果是 CO₂ 垂直柱浓度(g/m²)。为了将卫星数据用于模型反演,需进行物理量转换:

$$\text{XCO}_2 = V \cdot \frac{M_{\text{air}}}{M_{\text{CO}_2}} \cdot \frac{g}{P_{\text{surf}} - \omega \cdot g} \cdot 1000 \quad (3)$$

式(3)是 V (g/m²) 和 XCO₂(ppm) 之间的单位换算, M 是分子量(kg/mol),其中 $M_{\text{air}} = 28.966$, $M_{\text{CO}_2} = 44.009$, g 是重力加速度(m/s²)。 P_{surf} 为地表气压(Pa), ω 为总柱水汽含量(kg/m²),均由 ERA5 再分析资料数据线性插值得到。

1.2.3 CO₂ 截面通量计算

CO₂ 截面通量指的是单位时间通过羽流截面单位面积的 CO₂ 质量,可认为是排放源的排放速率,即单位时间的排放量,本文统一计算单位为 kt/h。筛选 XCO₂ 异常时,对 OCO-2 观测数据进行曲线拟合,如式(1),此曲线由线性项和高斯项组成,其中线性项可视为背景浓度,高斯项表示排放造成的大气 CO₂ 浓度增强,其宽度为积分范围,对高斯项进行积分,得到线密度 ρ_{CO_2} (ppmm):

$$\rho_{\text{CO}_2} = \int_{\text{轨道距离}} \frac{A}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (4)$$

再与 XCO₂ 增强处的风速相乘,估算出 CO₂ 截面通量:

$$\Delta_{\text{CO}_2\text{通量}} = \rho_{\text{CO}_2} \times u \quad (5)$$

由于 OCO-2 卫星观测数据曲线拟合有一定误差,造成 CO₂ 截面通量估算结果的不确定性。本文将观测值与拟合值残差的标准差视作估算过程中 XCO₂ 增强值的误差,进而估算由此产生的不确定性^[23]。

2 结果与分析

2.1 CO₂ 截面通量估算

本研究数据是 2014 年 9 月 6 日至 2021 年 12 月 31 日 7 年的 OCO-2 观测数据,共有 2505 条轨道数据,其中有 838 条轨道经过四川省上空。经过 200 km 滑动窗口识别 CO₂ 羽流,得到满足条件的轨道数量 64 条,筛选出 XCO₂ 增强轨道 12 条,其中,2014 年、2016 年、2018 年、2020 年、2021 年分别有 1、3、2、3、3 条轨道数据。研究案例中,XCO₂ 增强最小值为 2.39 ppm,最大值为 11.69 ppm。将拟合后的高斯曲线部分视作增强,其横跨轨道距离视为羽流宽度,考虑到 OCO-2 观测的不确定性以及观测数据的波动性,进一步将羽流宽度缩小到峰值高度一半所对应的宽度,计算得到羽流宽度最小为 2.5 km,最大为 40 km。根据估算结果,地面风速最大不超过 3 m/s,大气稳定性整体较好,估算得到的 CO₂ 截面通量在 5 kt/h 内,75% 在 3 kt/h 内,最终估算结果的不确定度为 0.0031 ~ 0.2692 kt/h,如图 3 所示。图 3 展示了基于 OCO-2 卫星观测在四川 CO₂ 截面通量的估算结果,黑色误差线表示估算结果的不确定度。从图 3 可以看出,除个别案例(如 20211109 不确定度占比为 26.29%),不确定度占比在 1.1% ~ 8.46%,不确定性在 CO₂ 截面通量估算结果的占比较小。

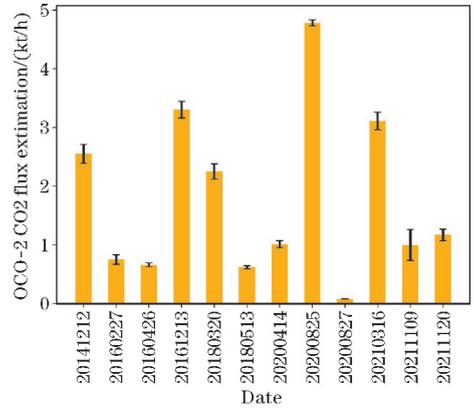
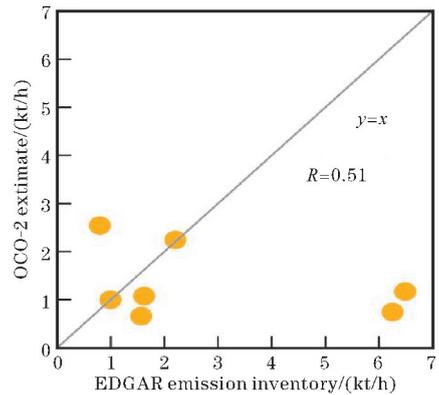
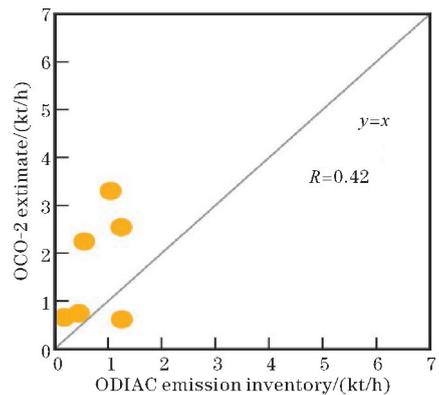


图 3 OCO-2 CO₂ 截面通量估计及其不确定度

图 4 展示了 12 个 CO₂ 羽流估算的 CO₂ 通量与排放清单估算结果,表明基于 OCO-2 观测数据的估算结果与基于排放清单的估算结果存在弱相关性。其中,图 4(a)中 OCO-2 与 EDGAR 估算结果,分布较为均匀,相关性稍高(相关系数为 0.51),而图 4(b)中 OCO-2 与 ODIAC 估算结果相对偏小,两者之间相关性则较弱(相关系数为 0.42)。



(a) EDGAR



(b) ODIAC

图 4 基于排放清单和 OCO-2 观测数据估算的 CO₂ 小时通量的比较估算结果和排放清单相关性不高的原因有:

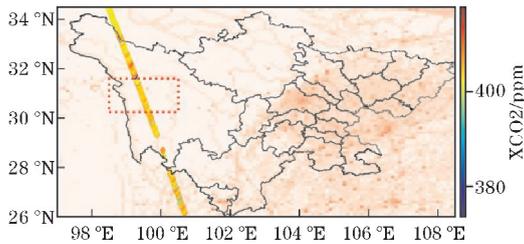
(1) OCO-2 观测数据和排放清单之间存在时间差。OCO-2 观测的是该地区实时 CO₂ 浓度变化,而排放清单 ODIAC 是一个月的 CO₂ 排放统计,EDGAR 是一年的 CO₂ 排放统计,排放清单不能反映 CO₂ 实时排

放变化。

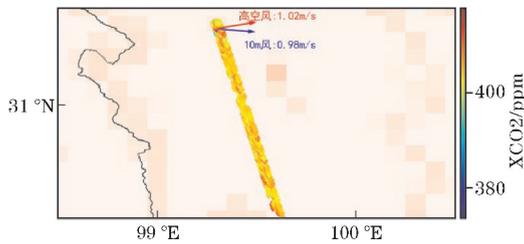
(2)本研究所用的匹配案例较少。四川地区总体云量较多,OCO-2的无云和少云观测不足,造成格点数据缺失,导致了在排放源筛选过程中,无法检测XCO₂异常。

2.2 一个CO₂截面通量估算案例

图5展示了2016年2月27日四川省甘孜藏族自治州上空OCO-2的XCO₂观测结果,可看出,筛选出的OCO-2观测数据的XCO₂增强。对ERA5再分析资料数据进行插值,可得到增强处(虚框红色矩形)10 m风速、地表气压、总柱水气以及500 m高度的平均风速。选出OCO-2观测数据连续且XCO₂增强的部分,结合式(1)进行曲线拟合,如图6所示。拟合得出XCO₂背景场表达式为 $2.65 \times 10^{-3}x + 404.04$,羽流宽度10 km,拟合曲线如图6(a)。从图6(b)可见,最大XCO₂增强为4.979 ppm。结合式(4)和(5),估算得到XCO₂增强处的CO₂截面通量为0.75 kt/h,根据观测值与拟合值之间的残差估算出通量的不确定度为0.0802 kt/h。



(a) OCO-2的XCO₂观测图



(b) 中红色虚线矩形框内放大图

图5 2016年2月27日四川省甘孜藏族自治州区域观测结果
(蓝色箭头和字表示10 m风场,红色箭头和字表示500 m高空平均风场)

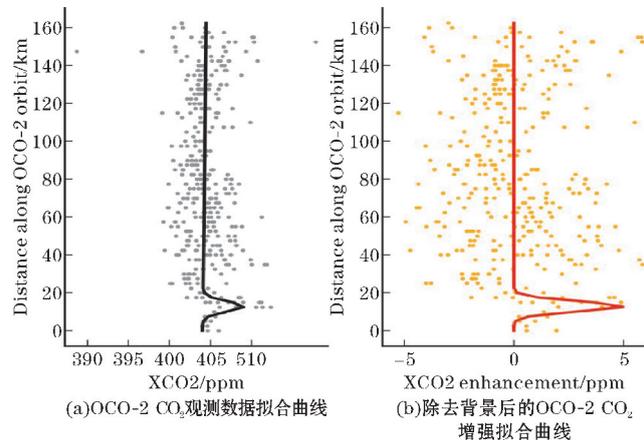


图6 2016年2月27日OCO-2 CO₂拟合曲线

3 结论

通过探讨OCO-2卫星观测数据对四川地区CO₂截面通量的估算情况,得出以下主要结论:

(1)四川地区大气环境整体较为稳定,地面风速最大不超过3 m/s,CO₂扩散缓慢,适合进行CO₂截面通量的估算研究。

(2)CO₂截面通量估算结果在5 kt/h内,其中75%的估算结果在3 kt/h以内。这表明,四川地区的CO₂截面通量整体较低。此外,不确定度为0.0031~0.2692 kt/h,除个别案例,不确定度占比为1.1%~8.46%。

(3)基于OCO-2卫星观测数据的估算结果,其与EDGAR和ODIAC两种排放清单之间均呈弱相关性,相关系数分别为0.51、0.42。

综上所述,本文对四川地区CO₂截面通量估算结果进行探讨,得出有关四川地区大气稳定性、CO₂截面通量及其与排放清单估算结果的相关性等结论,这对于进一步研究和了解四川地区的CO₂排放具有重要意义。随着碳观测卫星技术的不断发展,结合地面气象实时观测数据,可以更加全面地了解CO₂排放的时空分布情况,及时发现和处理CO₂排放异常,可为相关政策制定和环境保护提供科学依据。

参考文献:

- [1] Theo Stein. Carbon dioxide now more than 50% higher than pre-industrial levels [N], Nation Oceanic and Atmospheric Administration, 2022-06.
- [2] 魏一鸣,韩融,余碧莹,等. 全球能源系统转型趋势与低碳转型路径[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2022, 24(4): 163-188.
- [3] Akihikouze, Hiroshi Suto, Masakatsu Nakajima, et al. Thermal and near infrared sensor for carbon observation Fourier-transform spectrometer on the Greenhouse Gases Observing Satellite for greenhouse gases monitoring [J]. Appl Opt, 2009, 48(35): 6716-6733.
- [4] David Crisp, Harold R, Pollock, et al. The on-orbit performance of the Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2) instrument and its radiometrically calibrated products [J]. Atmos Meas Tech, 2017, 10: 59-81.
- [5] Liu Yi, Wang Jing, Yao Lu, et al. The TanSat mission: Preliminary global observations [J]. Science Bulletin, 2018, 63(18): 1200-1207.
- [6] Bovensmann H, Buchwitz M, Burrows J P, et al. A re-

- remote sensing technique for global monitoring of power plant CO₂ emissions from space and related applications[J]. *Atmos Meas Tech*,2010,3:781–811.
- [7] Yang Dongxu, Liu Yi, Feng Liang, et al. The First Global Carbon Dioxide Flux Map Derived from TanSat Measurements[J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 2021, 38: 1433–1443.
- [8] Bao Zhengyi, Zhang Xingying, Yue Tianxiang, et al. Retrieval and Validation of XCO₂ from TanSat Target Mode Observations in Beijing [J]. *Remote Sens*, 2020, 12(18):3063–3080.
- [9] Basu S, Guerlet S, Butz A, et al. Global CO₂ fluxes estimated from GOSAT retrievals of total column CO₂, *Atmos*[J]. *Chem Phys*, 2013, 13:8695–8717.
- [10] Wang H, Jiang F, Wang J, et al. Terrestrial ecosystem carbon flux estimated using GOSAT and OCO-2 XCO₂ retrievals [J]. *Atmos Chem Phys*, 2019, 19:12067–12082.
- [11] Wang Hengmao, Jiang Fei, Wang Jun, et al. Global Terrestrial Ecosystem Carbon Flux Inferred from TanSat XCO₂ Retrievals [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2022, 18:12067–12089.
- [12] Gerrit Kuhlmann, Grégoire Broquet, Julia Marshall, et al. Detectability of CO₂ emission plumes of cities and power plants with the Copernicus Anthropogenic CO₂ Monitoring (CO2M) mission [J], *Atmos. Meas. Tech.*, 2019, 12:6695–6719.
- [13] Gerrit Kuhlmann, Dominik Brunner, Grégoire Broquet, et al. Quantifying CO₂ emissions of a city with the Copernicus Anthropogenic CO₂ Monitoring satellite mission [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2020, 13:6733–6754.
- [14] Matthäus Kiel, Anmarie Eldering, Dustin D Roten, et al. Urban-focused satellite CO₂ observations from the Orbiting Carbon Observatory-3: A first look at the Los Angeles megacity [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 258:112314–112331.
- [15] Maximilian Reuter, Michael Buchwitz, Oliver Schneising, et al. Towards monitoring localized CO₂ emissions from space: co-located regional CO₂ and NO₂ enhancements observed by the OCO-2 and S5P satellites [J]. *Atmos. Chem. Phys.*, 2019, 19:9371–9383.
- [16] Chaerin Park, Sujong Jeong, Hoonyoung Park, et al. Evaluation of the Potential Use of Satellite-Derived XCO₂ in Detecting CO₂ Enhancement in Megacities with Limited Ground Observations: A Case Study in Seoul Using Orbiting Carbon Observatory-2 [J]. *Asia-Pacific J Atmos Sci*, 2021, 57:289–299.
- [17] Feng Liang, Palmer P, Parker R, et al. Estimates of European uptake of CO₂ inferred from GOSAT XCO₂ retrievals; sensitivity to measurement bias inside and outside Europe [J]. *Atmos Chem Phys*, 2016, 16:1289–1302.
- [18] Schwandner, Florian M, Gunson, et al. Spaceborne detection of localized carbon dioxide sources [J]. *Science*, 2017, 358:581–602.
- [19] Ray Nassar, Timothy G Hill, Chris A. McLinden, et al. Quantifying CO₂ Emissions From Individual Power Plants From Space [J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(19):10045–10053.
- [20] Ray Nassar, Jon-Paul Mastrogiacomo, William Bateman-Hemphill, et al. Advances in quantifying power plant CO₂ emissions with OCO-2 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264(1):112579–112596.
- [21] Zheng Tao, Nassar Ray, Baxter Martin. Estimating power plant CO₂ emission using OCO-2 XCO₂ and high resolution WRF-Chem simulations [J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14:085001–085013.
- [22] Hu Yaqin, Yusheng Shi. Estimating CO₂ Emissions from Large Scale Coal-Fired Power Plants Using OCO-2 Observations and Emission Inventories [J]. 2021, 12(7):811–829.
- [23] Zheng Bo, Chevallier Frédéric, Ciais Philippe, et al. Observing carbon dioxide emissions over China's cities and industrial areas with the Orbiting Carbon Observatory-2 [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2020, 20:8501–8510.
- [24] 国家统计局四川调查总队. 2022年四川省国民经济和社会发展统计公报 [N]. 四川省统计局, 2023–03.
- [25] Crippa Monica, Guizzardi Diego, Banja Manjola, et al. CO₂ emissions of all world countries-JRC/IEA/PBL 2022 Report [R]. Publications Office of the European Union, 2022.
- [26] Crippa Monica, Guizzardi Diego, Solazzo Efsio, et al. GHG emissions of all world countries-2021 Report [R]. Publications Office of the European Union, 2021.
- [27] Andres R, Gregg Jay, Losey L, et al. Monthly, global emissions of carbon dioxide from fossil fuel consumption [J]. *ellus*, 2011, 63(3):309–327.
- [28] Energy Institute. BP Statistical Review of World Energy 2020 [R]. UK:2020.

- [29] Gilfillan D, Marland G, Boden T, et al. Global, Regional, and National Fossil-Fuel CO₂ Emissions: 1751–2017 [R]. Environmental System Science Data Infrastructure for a Virtual Ecosystem (ESS-DIVE) (United States); CDIAC-FF, Research Institute for Environment, Energy, and Economics, Appalachian State University, 2020.
- [30] Oda T, Maksyutov S. very high-resolution (1 km x 1 km) global fossil fuel CO₂ emission inventory derived using a point source database and satellite observations of nighttime lights [J]. Atmos. Chem. Phys., 2011, 11: 543–56.
- [31] Oda T, Maksyutov S, Andres R J. he 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 [J]. Earth Syst. Sci. Data, 2018, 10(1): 87–107.
- [32] Tomohiro Oda, Rostyslav Bun, Vitaliy Kinakh, et al. Errors and uncertainties in a gridded carbon dioxide emission inventory [J]. itigation and Adaptation Strategies for Global Change, 2019, 24: 1007–1050.
- [33] Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present [DB/OL]. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS), 2023–04–12.
- [34] Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. ERA5 hourly data on pressure levels from 1940 to present [DB/OL]. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS), 2023, 04, 12.
- [35] Pasquill F, The estimation of the dispersion of windborne material [J]. Meteorological Magazine, 1961, 90(1063): 33–49.
- [36] Martin D O. Comment On “The Change of Concentration Standard Deviations with Distance” [J]. JAPCA J. Air Waste Ma., 1976, 26: 145–147.
- [37] B M Synodinou, H D Kambezidis. Atmospheric Stability In Athens, Greece, During Winter And Summer [J]. Environmental Science, 1976, 25: 3541–3551.
- [38] Yuru Guan, Yuli Shan, Qi Huang, et al. Assessment to China’s recent emission pattern shifts [J]. Earth’s Future, 2021, 9: 11–24.
- [39] Shan Yuli, Huang Qi, Guan Dabo, et al. China CO₂ emission accounts 2016–2017 [J]. Scientific Data, 2020, 7: 54–63.
- [40] Shan Yuli, Guan Dabo, Zheng Heran, et al. China CO₂ emission accounts 1997–2015 [J]. Scientific Data, 2018, 5: 170–201.
- [41] Shan Yuli, Liu Jianghua, Liu Zhu, et al. New provincial CO₂ emission inventories in China based on apparent energy consumption data and updated emission factors [J]. Applied Energy, 2016, 184: 742–750.

Estimation of Carbon Dioxide Emission in Sichuan Province based on OCO-2 Observation

SU Debin^{1,2}, CHEN Lixu^{1,2,3}, YAO Lu³, LIU Yi³

(1. College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. CMA Key Laboratory of Atmospheric Sounding, Chengdu 610225; 3. Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China)

Abstract: In order to quantifying real-time regional carbon dioxide (CO₂) emissions in the atmosphere and monitoring changes in ground-level CO₂ concentrations, the study utilized OCO-2 (orbiting carbon observatory-2) satellite observation data from September 6, 2014, to December 31, 2021. By obtaining effective orbital observations passing through the Sichuan region, the CO₂ plumes in the area were identified using a curve intergration method. Combined with ERA5 reanalysis wind field data, CO₂ emissions in Sichuan Province were estimated. The research findings indicate that OCO-2 satellite observation data can effectively estimate regional CO₂ cross-sectional flux. The estimation values range from 0.08 to 4.78 kt/h, with uncertainties ranging from 0.0031 to 0.2692 kt/h. Except for individual cases, the percentage of uncertainties ranges from 1.1% to 8.46%. The estimated results show a weak correlation with the estimates from two emission inventories, EDGAR (emissions database for global atmospheric research) and ODIAC (open-source data inventory for anthropogenic CO₂).

Keywords: satellite observation; Gaussian plume model; carbon dioxide; orbiting carbon observatory 2; emission estimation