第 20 卷 第 5 期
2025 年 9 月

大 气 与 环 境 光 学 学 报
JOURNAL OF ATMOSPHERIC AND ENVIRONMENTAL OPTICS

Vol.20 No.5
Sep. 2025

DOI: 10.3969/j.issn.1673-6141.2025.05.006
CSTR: 32220.14.gk202505006

基于多源卫星的大气CO_2浓度不确定性和融合研究

田文杰[1,2]， 张丽丽[1,3,4,5*]， 余 涛[1,3,5]， 张文豪[6]， 臧文乾[1,5]， 王春梅[1]

(1 中国科学院空天信息创新研究院, 遥感卫星应用国家工程实验室, 北京 100094;
2 中国科学院大学, 北京 100049;
3 海南空天信息研究院, 海南省地球观测重点实验室, 海南 三亚 572029;
4 中国科学院地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;
5 廊坊空基信息技术研发服务中心, 河北 廊坊 065001;
6 北华航天工业学院, 遥感信息工程学院, 河北 廊坊 065000)

摘 要: CO_2作为重要的温室气体，其浓度的变化对全球气候有着重要的影响。卫星遥感监测因具有连续、稳定、大尺度等特点，是大气CO_2浓度分布信息的重要来源。但由于卫星载荷设置及大气中云和气溶胶等因素的影响，目前单一碳卫星很难获取全球连续的高时空分辨的CO_2浓度分布信息，因此，为更好地确定多源卫星CO_2融合方法，需要对不同卫星产品进行不确定性分析。本文基于2019－2021年地基TCCON (Total Carbon Column Observing Network) 数据，对GOSAT (Greenhouse Gases Observing Satellite)、OCO-2 (Orbiting Carbon Observatory-2) 和GOSAT2三颗卫星的CO_2精度进行不确定性分析，并基于分析结果，使用结合单位权思想的误差反距离权重法以及克里金插值法建立了全球多源CO_2融合模型，进一步分析了其时空分布规律。分析结果表明OCO-2的不确定性最低，均方根误差E_{RMS}为1.10×10^{-6}，GOSAT居其次，E_{RMS}为1.88×10^{-6}，GOSAT2不确定性最高，E_{RMS}为3.02×10^{-6}。所建立的融合模型具有良好的精度，平均绝对误差均值为0.91×10^{-6}，平均绝对误差百分比为0.22%。在空间分布上，研究发现北半球CO_2浓度高于南半球，在部分地区出现高值区；而在季节变化方面，春冬季CO_2浓度高于夏秋季，其中春季CO_2浓度最高。

关 键 词: 大气二氧化碳; 多源卫星遥感; 不确定分析; 融合模拟; 时空分布特征

中 图 分 类 号 : TP751　　**文 献 标 识 码 :** A　　**文章编号:** 1673-6141(2025)05-622-015

Uncertainty and fusion of atmospheric CO_2 concentration based on multi-source satellites

TIAN Wenjie[1,2], *ZHANG Lili*[1,3,4,5*], *YU Tao*[1,3,5], *ZHANG Wenhao*[6], *ZANG Wenqian*[1,5], *WANG Chunmei*[1]

(1 National Engineering Laboratory for Satellite Remote Sensing Applications, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
3 Key Laboratory of Earth Observation of Hainan Province, Hainan Aerospace Information Research Institute, Sanya 572029, China;

基金项目: 海南省自然科学基金 (423MS113), 河北省自然科学基金 (D2022103002)
作者简介: 田文杰 (2001-), 江苏连云港人, 硕士研究生, 主要从事多源二氧化碳时空融合方面的研究。E-mail: tianwenjie221@mails.ucas.ac.cn
导师简介: 余 涛 (1967-), 北京人, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事定量遥感方面的研究。E-mail: yutao@aircas.ac.cn
收稿日期: 2023-03-20; **修改日期:** 2023-05-06
***通信作者**。E-mail: zhangll@lreis.ac.cn

4 State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Beijing 100101, China;
5 Langfang Air-based Information Technology Research and Development Service Center, Langfang 065001, China;
6 School of Remote Sensing and Information Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang 065000, China)

Abstract: As an important greenhouse gas, CO_2 has a significant impact on the global climate due to its concentration changes. The continuous, stable, and large-scale characteristics of satellite remote sensing make it an effective tool for monitoring atmospheric CO_2. However, due to the influence of satellite payload settings and factors such as clouds and aerosols in the atmosphere, it is currently difficult for a single carbon satellite to obtain continuous high-resolution global CO_2 concentration distribution information. Therefore, in order to better determine the multi-source satellite CO_2 fusion method, it is necessary to analyze the uncertainty of different satellite products. This paper utilizes ground-based Total Carbon Column Observing Network (TCCON) data from 2019 to 2021 to conduct an uncertainty analysis of CO_2 retrieval accuracy for the GOSAT, OCO-2, and GOSAT-2 satellites. Based on the analysis results, a global multi-source CO_2 fusion model was established using the error inverse distance weighting method incorporating unit weight principles and the Kriging interpolation method. The spatiotemporal distribution patterns of the fused CO_2 were then further analyzed. The analysis results show that the uncertainty of OCO-2 is the lowest, with a root mean square error E_{RMS} of 1.10×10^{-6}, followed by GOSAT with an E_{RMS} of 1.88×10^{-6}, and GOSAT2 has the highest uncertainty, with an E_{RMS} of 3.02×10^{-6}. The fusion model established has good accuracy, with a mean absolute error of 0.91×10^{-6} and a mean absolute error percentage of 0.22%. In terms of CO_2 spatial distribution, it is found that the concentration of CO_2 in the northern hemisphere is higher than that in the southern hemisphere, with high-value areas appearing in some regions. While in terms of seasonal changes, the CO_2 concentration is higher in spring and winter than in summer and autumn, with the highest concentration in spring.

Key words: atmospheric CO_2; multi-source satellite remote sensing; uncertainty analysis; fusion simulation; spatial-temporal distribution characteristics

0　引　言

自工业革命以来，全球大气二氧化碳 (CO_2) 浓度从最早的280×10^{-6}增加到2020年的413.2×10^{-6}[1]，并正以每年2×10^{-6}～3×10^{-6}的速度快速增加[2]。国际社会已就以大气CO_2为主要成分的温室气体对全球气候变化的重要影响达成共识[3,4]。以全球变暖为主要特征的气候变化已成为全球性环境问题，准确掌握CO_2浓度的时空分布特征将有助于“碳达峰、碳中和”目标的实现，为减缓全球气候变暖的措施制定提供科学依据。

传统CO_2浓度监测主要基于地基观测网络[5]，虽精度较高、可靠性强，但是单点观测耗费大量的人力、物力，只能得到有限的数据点，且受国界和地理条件的约束。因此通常把地基观测结果作为卫星数据或者大气传输模式的验证数据[6]。卫星遥感相较于地基观测具有连续、大范围、不受地理条件限制等优点，已成为

获取全球CO_2浓度的重要手段。卫星遥感可通过对地球表层大部分地区CO_2源汇的周期性观测弥补地面定点观测网的不足。通常使用二氧化碳柱浓度 (XCO_2，表示在去除水汽后的空气中每单位体积或摩尔数的空气中所含二氧化碳的量) 来表达大气CO_2浓度[6]。

2002年，欧洲发射环境卫星，搭载大气吸收光谱扫描成像仪 (SCIAMACHY)[7]，通过近红外波段探测CO_2[8-10]。2009年，日本温室气体观测卫星 (GOSAT) 搭载热红外及近红外碳观测传感器 (TANSO) 升空，通过傅里叶变换光谱仪 (FTS) 探测温室气体[11]。其继任者GOSAT2于2018年发射，携带更先进的傅里叶变换光谱仪 (简称FTS-2)[2]获取更高精度的大气CO_2数据。美国在2014年发射OCO-2卫星，搭载的是高光谱分辨率光栅光谱仪[12]，主要观测全球低层大气CO_2的含量和空间分布。2019年，OCO-2的延续者OCO-3升空，搭载于国际空间站 (ISS)，能够提供XCO_2的日变化信息，反馈其对碳循环的影响[13]。2016年，中国碳卫星TanSat[14]发射，搭载超高光谱大气CO_2光栅光谱仪，通过红外及近红外光谱获得大气的CO_2浓度。“风云三号D” (FY-3D) 于2017年升空，搭载高光谱温室气体监测仪 (GAS) 获取全球XCO_2数据[15]。高分五号 (GF-5) 卫星于2018年发射，搭载温室气体监测仪 (GMI)，定量监测全球CO_2浓度分布变化[16,17]。2022年4月，中国发射大气环境卫星“大气1号” (DQ-1)，利用激光雷达进行主动探测CO_2，预计精度将优于1×10^{-6}[18]。具体的卫星参数如表1所示。

表1 当前主要碳卫星参数

Table 1 Current major carbon satellites parameters

Satellite	Country/Agency	Launch time	Width/km	Spatial resolution
SCIAMACHY	European Union	2002-03	960	32 km × 60 km
GOSAT	Japan	2009-01	640	10.5 km
GOSAT2	Japan	2018-10	632	9.7 km
OCO-2	United States	2014-07	10.6	1.29 km × 2.25 km
OCO-3	United States	2019-05	16	1.6 km × 2.2 km
TanSat	China	2016-12	20	1 km × 2 km
FY-3D	China	2017-11	—	10 km
GF-5	China	2018-05	800	10.5 km

目前，关于多源CO_2的不确定性分析和融合方法国内外已有一些研究。Mustafa等[12]将OCO-2和GOSAT观测的CO_2数据与CT (Carbon Tracker) 模式下的CO_2数据对比，发现CT和GOSAT、CT和OCO-2的相关系数R分别是0.93和0.89，E_{RMS}分别是2.61×10^{-6}和2.16×10^{-6}。Wang等[19]使用GOSAT和SCIAMACHY产品数据进行数据融合，各卫星观测平台间的相互校正会对数据质量产生影响。Reuter等[20]采用集合中值算法 (EMMA) 基于GOSAT和SCIAMACHY卫星的7种XCO_2反演算法生成了全球的CO_2融合数据集。杨东旭等[21]基于GOSAT的4种CO_2反演产品，采用集合中值算法研究了2010年中国地区CO_2的时空分布特征，结果表明不同地区的季节变化趋势基本一致 (在春季达到最高值，夏季达到最低值)，空间上，东部和西部地区存在较明显的差异。Zhang等[22]利用TCCON (Total Carbon Column Observing Network)、GMD (Global Monitoring Division) 地基观测数据以及CT模型数据验证了OCO-2在海洋上的观测精度，其平均绝对偏差为0.25×10^{-6}和0.67×10^{-6}。Zhang等[23]采用高精度曲面模型融合大气化学传输模式GEOS-Chem数据和地基TCCON站数据，并基于这个融合的数据集对GOSAT和OCO-2的数据质量进行评估，发现OCO-2精度优于

GOSAT。当前针对GOSAT、GOSAT2和OCO-2三颗卫星XCO_2数据的综合评估较少，为更加准确地融合多源CO_2，定量研究CO_2时空变化趋势，需要基于统一基准，定量评估GOSAT、GOSAT2和OCO-2观测的不确定性。

本文基于2019－2021年TCCON地基观测数据探究三颗卫星GOSAT、GOSAT2和OCO-2的观测不确定性，结合误差反距离权重法和克里金插值方法构建了多源CO_2融合模型，并分析了基于三颗卫星观测产品融合的全球XCO_2时空分布特征。

1　数据与方法

1.1　数据来源

本文使用的卫星数据来自GOSAT、GOSAT2和OCO-2。GOSAT数据 (https://data2.gosat.nies.go.jp/index_en.html) 是FTS SWIR 2级数据产品，版本为V02.97-02.98。使用的GOSAT2数据为L2级产品中的XCO_2数据，筛选了其中xco2_quality_flag=0 (XCO_2质量较好) 的XCO_2数据，版本为V0200 (https://prdct.gosat-2.nies.go.jp/index.html.en)。OCO-2的数据产品来自OCO2_L2_Lite_FP，本文选取的数据版本为V11r，筛选xco2_quality_flag为0 (XCO_2质量较好) 的XCO_2数据 (https://search.earthdata.nasa.gov/search)。

用于验证的地基数据为TCCON，TCCON是一个分布于全球的地面傅里叶变换光谱仪网络，建立于2004年，目前约28个站点，反演的XCO_2精度可以达到0.25%[24]。本文所使用数据版本为GGG2020。

1.2　研究方法

1.2.1　不确定性分析方法

本文基于地基TCCON站的观测数据分析多源CO_2浓度的不确定性。以地基站点为中心，以空间范围0.2°×0.2°作为匹配条件，选取卫星的反演数据，再以卫星数据时间前后1 h作为时间标准筛选地基反演数据。主要使用相关系数R和均方根误差E_{RMS}来衡量卫星观测XCO_2的数据质量。

Y_1和Y_2的相关系数R的计算公式为

$$R_{Y_1Y_2}=\frac{E(Y_1Y_2)-E(Y_1)E(Y_2)}{\sqrt{D(Y_1)}\sqrt{D(Y_2)}}, \tag{1}$$

式中$E(Y_1)$为卫星Y_1所观测的XCO_2数据$y_1^1, y_1^2, \ldots\ldots, y_1^i$的数学期望，同理$E(Y_2)$；$D(Y_1)$为卫星$Y_1$所观测的$XCO_2$数据的方差，同理$D(Y_2)$。

Y_1和Y_2的均方根E_{RMS}的计算公式为

$$E_{\mathrm{RMS}}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left(y_1^i-y_2^i\right)^2}, \tag{2}$$

式中m为参与计算的数据量。

1.2.2　误差反距离权重法

基于误差的权重法在遥感领域应用广泛[25]，本质上是考虑了多源数据质量的差异，例如He等[26]在考虑了多源卫星的测量误差基础上提出了综合多种不同传感器差异的精密加权法，通过克里金插值获取全球XCO_2信息。单位权思想经常被应用于测绘学[27]，参与误差传播运算计算最终测量值，可有效地简化数学计

算过程，目前在遥感领域应用较少。其基本思想是确定单位权中误差，简化其他数据的权重的计算过程，同时也便于直观地比较不同数据之间的权重大小。本文将单位权思想应用至误差反距离权重法中，具体过程如下。

将全球分成$0.1°\times0.1°$的格网，对卫星的XCO_2数据进行格网分配，利用单位权简化过程，其中每个格网的XCO_2计算方式为：

获取指定时期内卫星与地基验证计算得到的E_{RMS}，假定精度最好的卫星Y_1与地基验证计算出的均方根误差记为$E_{RMS,1}$；精度其次卫星Y_2与地基的均方根误差记为$E_{RMS,2}$；精度最差的卫星Y_3与地基的均方根误差记为$E_{RMS,3}$。在大小为$0.1°\times0.1°$的格网内，卫星Y_1的数据量为m_1，卫星Y_2的数据量为m_2，卫星Y_3的数据量为m_3。

则在同一个格网内，卫星Y_2观测的XCO_2数据权重为

$$P_2=\frac{E_{RMS,2}}{E_{RMS,2}}=1\,, \tag{3}$$

式中P_2即为单位权。格网内卫星Y_1观测的XCO_2数据权重的计算公式为

$$P_1=\frac{E_{RMS,2}}{E_{RMS,1}}\,. \tag{4}$$

卫星Y_3观测的XCO_2数据权重的计算公式为

$$P_3=\frac{E_{RMS,2}}{E_{RMS,3}}\,. \tag{5}$$

该格网对应的XCO_2数据Y的计算公式为

$$Y=\frac{P_1\left(\sum_{i=1}^{m_1}y_1^i\right)+P_2\left(\sum_{i=1}^{m_2}y_2^i\right)+P_3\left(\sum_{i=1}^{m_3}y_3^i\right)}{P_1m_1+P_2m_2+P_3m_3}\,. \tag{6}$$

1.2.3 克里金插值法

未知点处的属性估计值为Z_0'，其真实值为(x_0,y_0)，记为Z_0，那么估计值Z_0'的计算公式为

$$Z_0'=\sum_{i=1}^{m}\lambda_iZ_i\,, \tag{7}$$

式中Z_i为未知点邻域(x_i,y_i)的属性值，λ_i为Z_i的权重系数。

权重系数λ_i应使得未知点(x_0,y_0)处的属性估计值Z_0'与真实值Z_0之差最小，同时估计值Z_0'与真实值Z_0之差的方差最小，则需满足

$$\begin{cases}E\left(Z_0'-Z_0\right)=0\\ \mathrm{Var}\left(Z_0'-Z_0\right)\to\min\end{cases}, \tag{8}$$

式中$E\left(Z_0'-Z_0\right)$为估计值Z_0'与真实值Z_0之差的均值，$\mathrm{Var}\left(Z_0'-Z_0\right)$为估计值$Z_0'$与真实值$Z_0$之差的方差。

同时假设空间平稳，空间任意一点属性值$Z=Z(x,y)$都由区域平均值c和随机偏差$R(x,y)$组成，其中偏差的方差均为常数，即

$$\begin{cases} Z(x,y)=c+R(x,y) \\ \mathrm{Var}\left[R(x,y)\right]=\sigma^2 \end{cases}. \tag{9}$$

假设区域大小共m^2个邻域，可推导得

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_m \\ k \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \gamma_{11} & \cdots & \gamma_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{m1} & \cdots & \gamma_{mm} \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1}\begin{bmatrix} \gamma_{10} \\ \vdots \\ \gamma_{m0} \\ 1 \end{bmatrix}, \tag{10}$$

其中对区域内i点属性值$Z_i=Z(x_i,y_i)$和j点属性值$Z_j=Z(x_j,y_j)$，有半方差γ_{ij}，其计算公式为

$$\gamma_{ij}=\frac{(Z_i-Z_j)^2}{2}. \tag{11}$$

在式 (10) 中，k是常数，第0个邻域表示待求点。$Z_1,\ldots,Z_m$已知，$\gamma_{11},\ldots,\gamma_{mm}$可通过式 (11) 计算，真实值$Z_0$和$\gamma_{10},\ldots,\gamma_{m0}$未知。

而已知m^2组中除第0个邻域外其他邻域的距离与半方差：$(d_{11},\gamma_{11}),\ldots,(d_{mm},\gamma_{mm})$，其中$d_{ij}$表示点$i$、$j$之间的距离，选择合适的函数形式 (如球状函数)，根据已知的$(d_{11},\gamma_{11}),\ldots,(d_{mm},\gamma_{mm})$，拟合半方差与距离$\gamma=f(d)$

$$\gamma(d)=\begin{cases} C_0+C_1\left[1.5d/a-0.5(d/a)^2\right], & 0\leqslant d\leqslant a \\ C_0+C_1, & d>a \end{cases}, \tag{12}$$

式中C_0是块金值，表示数据在零距离时的变异性，C_1是拱高，表示数据在较大距离时的方差上限，a是变程，表示数据相关性的有效距离。这三个参数由计算拟合函数时确定。

将$d_{10},\ldots,d_{m0}$代入拟合函数求得半方差$\gamma_{10},\ldots,\gamma_{m0}$，代入式 (10) 求得权重系数$\lambda_1,\ldots,\lambda_m$，再代入式 (7)，得到估计值$Z_0'$。

2　结果与讨论

2.1　多源卫星CO_2的不确定性分析

根据上文的对比方法，筛选符合时空匹配条件的卫星数据，绘制多源卫星与TCCON的对比结果，如图1所示。由图可以发现，XCO_2随年份的增加往高值区集中，这主要是由于2019－2021年的XCO_2不断升高造成的[2,28]。

由图1 (a) 可以看出，TCCON和GOSAT对比的总匹配点个数为750，大部分数据在1∶1线附近，在低值区400×10^{-6}～410×10^{-6}中，有些数据点偏离1∶1，GOSAT卫星观测数据相对TCCON站的观测数据偏低；总的相关系数$R=0.88$，$E_{\mathrm{RMS}}=1.88\times10^{-6}$，说明GOSAT卫星观测的$XCO_2$数据与TCCON观测的$XCO_2$数据具有良好的一致性。GOSAT有较高的观测精度，能够反映全球大气CO_2浓度的时空变化特征。

由图1 (b) 可知，TCCON与GOSAT2对比的总匹配点数为1222，大部分数据在1∶1线附近，主要集中在1∶1线左侧，说明GOSAT2反演结果总体上大于TCCON。相关系数$R=0.83$，$E_{\mathrm{RMS}}=3.02\times10^{-6}$，说明GOSAT2卫星观测的$XCO_2$数据不确定性与GOSAT相比较高。

由图 1 (c) 可知，OCO-2 和 TCCON 二者匹配的数据量为 321198，远大于 GOSAT 和 TCCON 以及 GOSAT2 和 TCCON 的匹配数据量，且大部分数据分布在 1∶1 线左右，但也有少量的点出现偏离。在真值 415×10^{-6}、410×10^{-6} 附近，OCO-2 的观测结果偏低，相关系数 $R=0.95$，$E_{RMS}=1.10\times10^{-6}$，与 Wunch 等[29]的验证结果相接近 ($1.5\times10^{-6}$)，可能是因为版本升级[30] (Wunch 使用的是 V7r)，说明 OCO-2 的 XCO_2 数据产品与地基 TCCON 站的观测数据有较高的一致性，精度较高，能够反映全球 CO_2 浓度的时空变化特征。

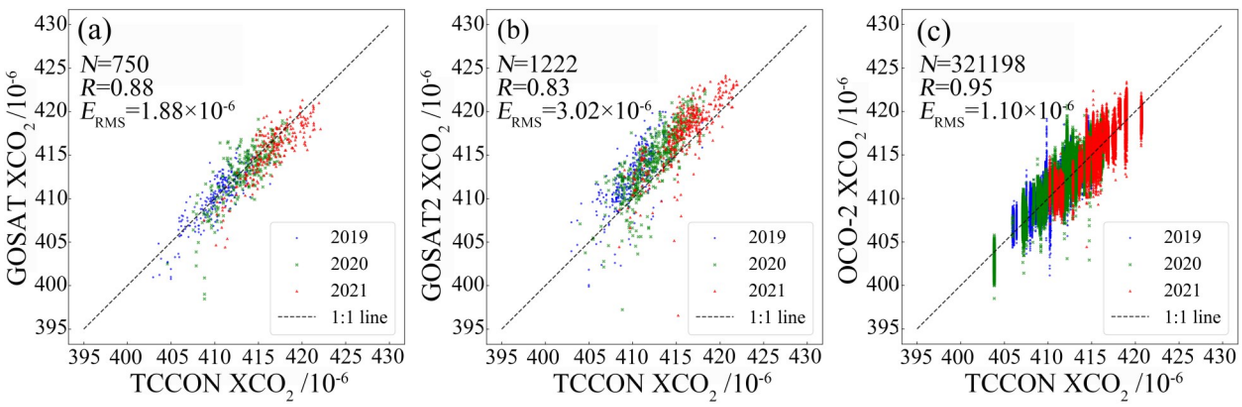


图 1 2019－2021 年 TCCON 与各个卫星观测的 XCO_2 对比。(a) GOSAT; (b) GOSAT2; (c) OCO-2

Fig. 1 Comparison of XCO_2 between TCCON and various satellite observations from 2019 to 2021. (a) GOSAT; (b) GOSAT2; (c) OCO-2

卫星数据的观测精度主要受探测器、反演算法[31]、大气[9]和地表等的影响，GOSAT 和 GOSAT2 的数据量相当，OCO-2 的数据量远远大于 GOSAT 和 GOSAT2，这与 2015 年 7 月 OCO-2 的测量方案的改变导致数据量增大有关[29,32]，OCO-2 的数据量 (9800 万) 大概是 GOSAT2 (82 万) 的 100 倍，是 GOSAT (45 万) 的 200 倍，因此导致了在地基验证中 OCO-2 的匹配量远大于 GOSAT 和 GOSAT2，出现此种差异一方面可能是由于卫星所使用的探测器差异，GOSAT 和 GOSAT2 使用傅里叶变换光谱探测模式，只能获得离散的空间采样，相较于 OCO-2 使用的光栅分光光谱探测模式缺乏空间覆盖能力[2]，另一方面是由于三颗卫星的空间分辨率差异，OCO-2 的空间分辨率 (1.29 km × 2.25 km) 要优于 GOSAT 和 GOSAT2 (二者皆约 10 km × 10 km)。OCO-2 与 TCCON 的一致性最好，GOSAT 要低于 OCO-2，这与 Zhang 等[23]的研究结果相同，一方面 OCO-2 卫星探测器 (高光谱分辨率光栅光谱仪) 具备一定后发优势，另一方面是因为反演算法存在差异[31,33]，研究表明 OCO-2 所使用的 ACOS 算法要优于 GOSAT 系列使用的 NIES-EP[33]。GOSAT2 虽与 TCCON 有着较好的相关性 ($R=0.83$)，但是其不确定性最高 ($E_{RMS}=3.02\times10^{-6}$)，Wei 等[34]研究了 GOSAT 卫星在中国敦煌沙漠的 XCO_2 精度情况，得到相似结论，推测出现该情况是因为 GOSAT2 的 XCO_2 反演算法尚存在改进空间[35]。

为分析卫星在时间上的误差变化，分别将 OCO-2、GOSAT 和 GOSAT2 的 XCO_2 观测数据按季节分类 (以北半球季节为准，前一年 12 月与当年 1、2 月为冬季，3、4、5 月为春季，6、7、8 月为夏季，9、10、11 月为秋季)。卫星的测量精度变化如图 2 所示。

由图 2 (a) 可知，GOSAT 观测误差总体呈上升趋势，而图 2 (b) 中 GOSAT 卫星的测量精度在春季随年份变化的趋势与夏季相似，冬季与秋季相似。精度变化在 2019 年和 2021 年较为平稳，在 2020 年冬季和秋季出现较大波动，春季和夏季观测质量较好，2020 年冬季可能是由于持续的澳洲山火[36]排放与累积，导致大气情况变得复杂，而 2020 年秋季以及 2021 年的精度逐渐下降，可能是受到了“双峰型拉尼娜”影响[37,38]。

图 2 (a) 中 GOSAT2 的测量精度逐年提高，结合图 2 (c) 来看，测量精度在 2019 年和 2020 年的变化趋势相近，春夏精度较低，这可能与全球温度变化有关，春夏温度升高，大气运动开始变得活跃，增加了大气复杂度。2021 年呈现下降的趋势。除冬季外 (GOSAT2 所提供数据集开始时间为 2019 年 3 月 1 日)，GOSAT 的季节测量精度随年份呈降低趋势，这可能是由于团队的维护以及 2021 年数据进行了版本升级 (2021 年：V0200010011，2019 年与 2020 年：V0200010010)。2021 年冬季测量精度较差，可能是因为 2021 年初发生了 ENSO (El Nino-Southern Oscillation) 现象[39,40]，导致大气变化异常。

由图 2 (a) 与图 2 (d) 可以看出，OCO-2 的观测稳定性较好，2019－2021 年间观测精度变化平稳，精度逐年提高，2019 年冬季的精度较差，可能是由于受到 2019 年初全球多地出现极其潮湿的天气以及洪水[41]的影响。

卫星 XCO_2 观测精度受大气地表等多种因素[9,31,42]的共同影响，是一个复杂过程。因此针对本文的精度分析结果，如果想要进一步确定原因，甚至是定量分析，需要更多的实验进行验证分析。

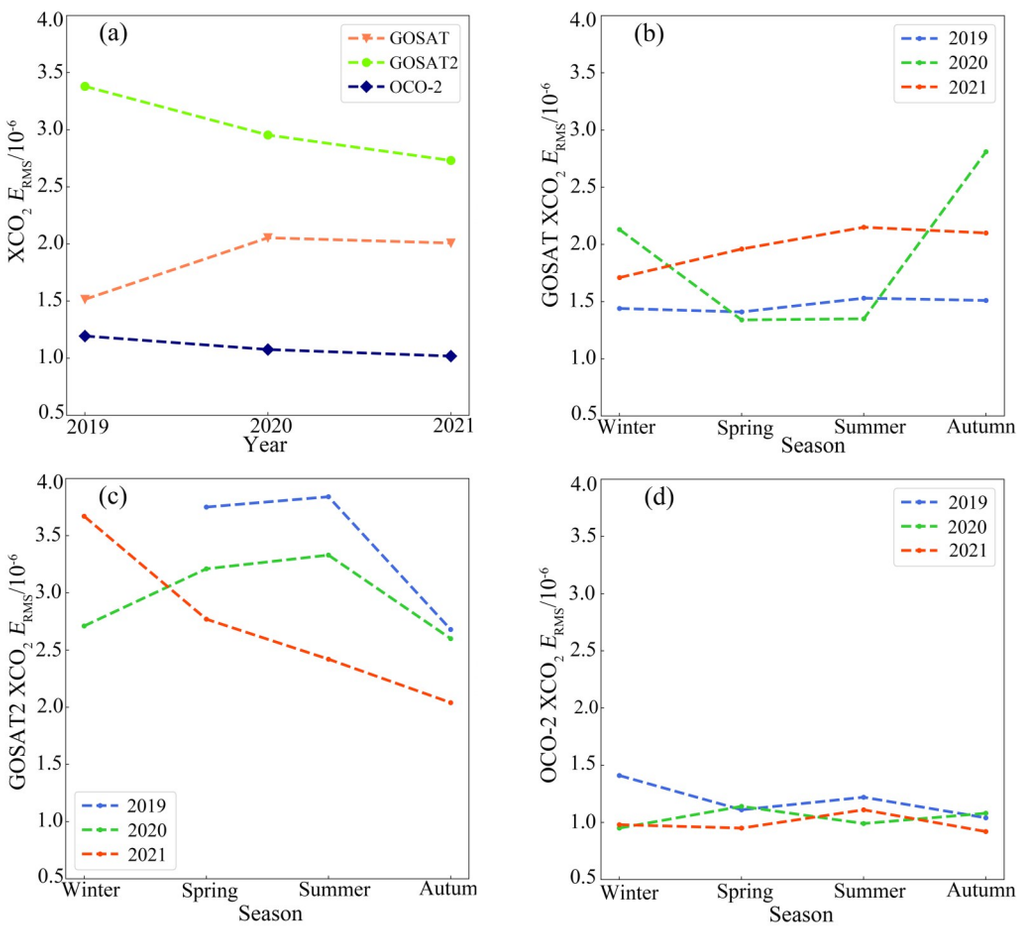


图 2　2019－2021 年卫星 XCO_2 观测精度随时间变化。(a) 多源卫星精度年度对比; (b) GOSAT 精度季节对比; (c) GOSAT2 精度季节对比; (d) OCO-2 精度季节对比

Fig. 2　Satellite XCO_2 observation accuracy varies with year and season during 2019–2021. (a) Annual accuracy comparison of multi-satellite; (b) seasonal accuracy comparison of GOSAT; (c) seasonal accuracy comparison of GOSAT-2; (d) seasonal accuracy comparison of OCO-2

2.2 基于多源卫星观测的CO_2融合

采用误差反距离权重法融合卫星数据后，通过克里金插值法构建陆表全覆盖的二氧化碳分布，同时与地基TCCON站的观测数据作对比，时间尺度为年，对比结果如表2所示。由表2可知，XCO_2融合模拟模型在2019年和2020年的精度表现较好，平均绝对偏差 $< 1 \times 10^{-6}$，而在2021年表现较差，平均绝对偏差与标准差均为最大，这可能是由于TCCON站点在2021年存在空窗期，无法获取较为完整准确的全年均值。

表2 融合结果的精度分析表

Table 2 Accuracy analysis table of fusion simulation results

Year	Mean error (ME)/10^{-6}	Mean absolute error (MAE)/10^{-6}	Percentage deviation (PD)/%	Standard deviation (SD)/10^{-6}
2019	−0.52	0.88	0.21	1.17
2020	−0.10	0.73	0.18	1.04
2021	0.82	1.13	0.27	1.89

图3为本研究的融合结果与地基TCCON的验证对比。由图可以看出，模型模拟结果与TCCON站点数据主要沿1∶1线分布，2021年在 415×10^{-6}～420×10^{-6}区间出现了离群值，该站点为Ny-Alesund (11.92°E，78.92°N)，可能是该站点所处纬度较高，靠近两极，区域气候变化复杂[43]，导致卫星观测精度低。

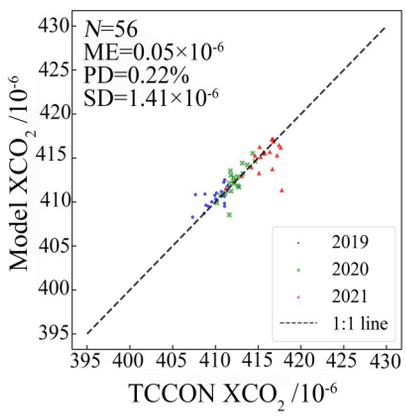


图3 本研究的XCO_2融合模拟结果与TCCON站的对比

Fig. 3 Comparison of XCO_2 fusion simulation results from this study with TCCON station

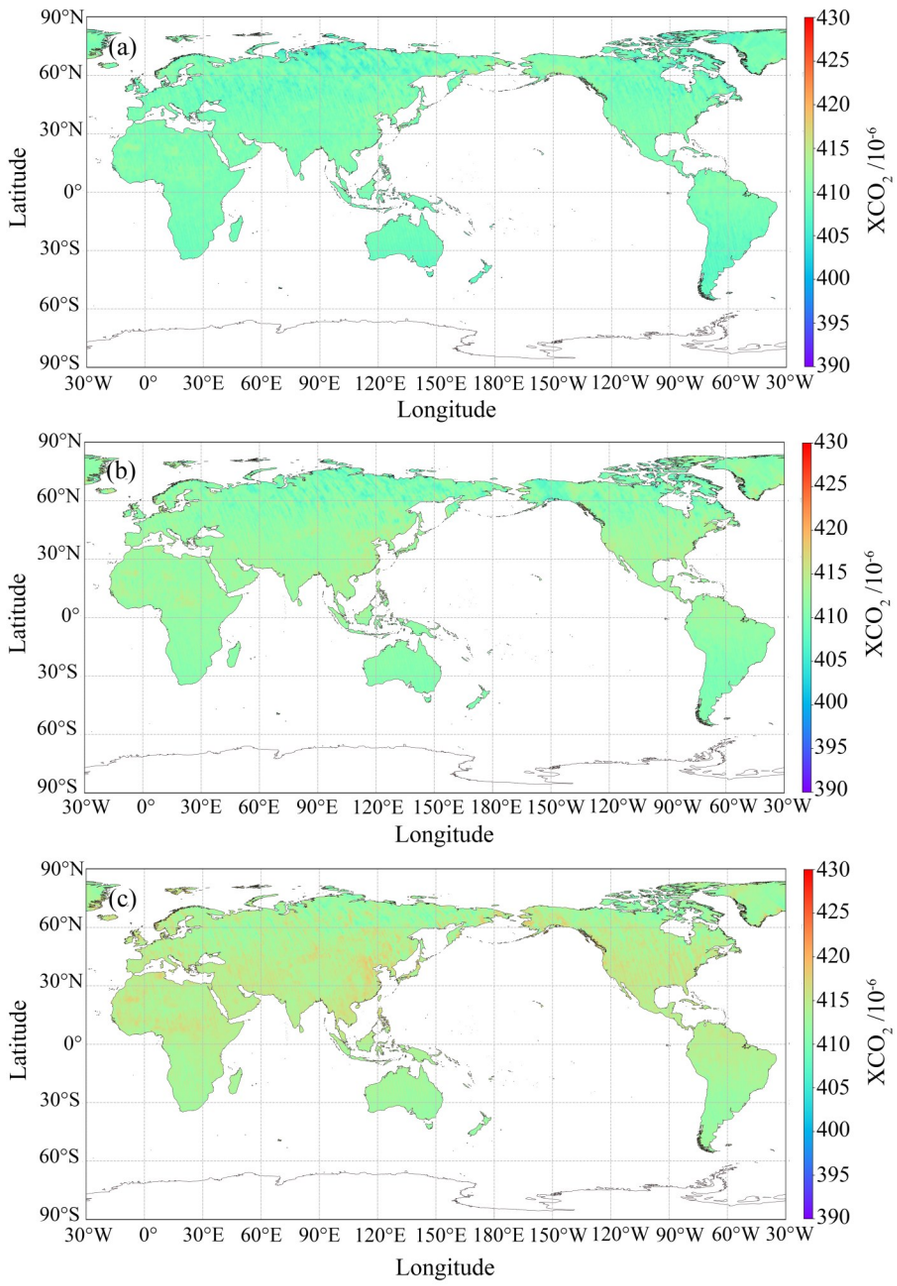
总体而言，该模型的平均绝对误差为 0.91×10^{-6}，误差百分比为0.22%，表明该模型具有良好的精度，可以用于研究全球CO_2时空分布规律。

2.3 全球陆地CO_2的时空分布特征

基于多源卫星观测的CO_2融合模型，生产了2019－2021年指定时间段的全球陆地 (除南极洲) 全覆盖XCO_2分布，2019－2021年全球陆地XCO_2分布如图4所示。

从图4可以看出，2019－2020年全球CO_2浓度依然在升高，尤其是在北纬0°至60°区域，2019年全球陆地XCO_2均值为 409.39×10^{-6}，2020年为 411.35×10^{-6}，2021年可能由于疫情复工[28]以及俄乌冲突中大量军事装备的使用[44]，导致人为排放较高，增幅较大，达到 413.75×10^{-6}，该结果同时表明了新冠肺炎疫情虽然导致人类活动减少，但CO_2并未停止增长[45]。空间上，北半球CO_2浓度明显高于南半球，主要是由于北半球陆地面积相对南半球较大，海洋面积小，人口相对密集，人类活动频繁，如工业排放、生物质燃烧等，导致CO_2

浓度高于南半球。CO_2在亚洲东南部、非洲东部、北美洲南部地区以及南美洲南部地区出现高值，亚洲东南部以及北美洲南部人口较为密集，经济比较发达，大量人为活动如工业排放以及大气环流输送导致该区域CO_2浓度较高[46]，非洲东部和南美洲北部浓度较高，可能是因为地处赤道附近，大量热带雨林中的动植物呼吸以及人为的砍伐导致该区域CO_2浓度偏高[47,48]。



注: 此图基于国家自然资源部标准地图服务系统的标准地图 [审图号：GS(2016)1666 号] 绘制，底图无修改。

图 4　2019－2021 年全球XCO_2分布图。(a) 2019 年; (b) 2020 年; (c) 2021 年

Fig. 4　Global XCO_2 distribution from 2019 to 2021. (a) 2019; (b) 2020; (c) 2021

图 5 为全球XCO_2月均变化趋势。由图可以发现，CO_2全球平均浓度有明显的上升趋势，具有明显的季节性，总体来看，春冬季CO_2浓度相对较高，夏秋季CO_2浓度相对较低，季节波动主要受生态圈和人为活动

的影响[49]。在冬季，由于人类供暖需求增加，大量燃烧含碳化石燃料排放了大量CO_2，同时，冬季植物光合作用能力较弱，对CO_2的吸收能力降低，因此冬季CO_2浓度比较高。在春季，中高纬度地区由于温度升高，冻土层开始融化，有机碳通过土壤呼吸得以大量释放，同时植物开始生长，光合作用尚未达到最高水平，包括冬季化石燃料燃烧等造成CO_2积累[46,50]，因而春季CO_2浓度最高。在夏季，植物光合作用比较强烈，对CO_2吸收能力较强，而植物等的呼吸作用相对较弱，从而使夏季CO_2浓度偏低。在秋季，大部分植被停止生长，光合作用减弱，导致CO_2浓度达到最低。

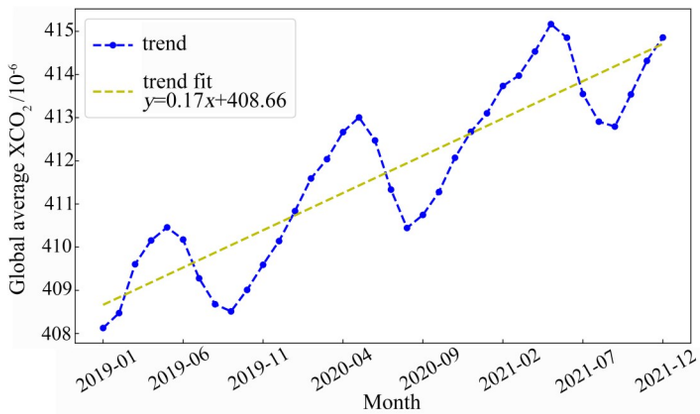


图 5 2019－2021 全球月平均XCO_2变化图

Fig. 5 Global monthly mean XCO_2 concentration change from 2019 to 2021

3 结 论

本文对2019－2021年GOSAT、GOSAT2和OCO-2的XCO_2数据进行了地基验证，并提出基于多源卫星观测的CO_2融合模型研究全球CO_2时空分布特征，发现GOSAT、GOSAT2和OCO-2卫星观测与地基TCCON观测对比，OCO-2的一致性最高；GOSAT的时空匹配数据量最少，但其一致性略高于GOSAT2；GOSAT2的时空匹配数据量相较于GOSAT有一定提升，但其不确定性较高。可能的原因是受到探测器以及反演算法的影响，在融合使用时，可以适当考虑其他算法反演的GOSAT2数据，或是降低其在融合中所占权重。全球CO_2表现出明显的时空分布规律：北半球浓度高于南半球，这主要是由于北半球陆地面积大，人口相对密集，工业发达，人为活动较多，因此排放较高，从而导致这一现象。2019－2021全球CO_2浓度仍呈上升趋势，季节上CO_2呈现出春冬季高、夏秋季低。冬季主要受人为影响如化石燃料燃烧、取暖等，春季主要受动植物呼吸作用影响以及冬季CO_2的累积，夏秋季则主要由于植物光合作用较强导致CO_2浓度偏低。

在多源CO_2数据融合模拟中，对空白部分采用的是直接插值填补，由于卫星数据的时空稀疏性导致最终融合结果在部分地区呈现出卫星轨迹，同时，因卫星受大气影响，数据集空间范围有限，如冬季卫星数据纬度范围为南纬78°至北纬58°，北极地区观测值缺失。以深度学习为代表的机器学习方法可以有效解决这两点问题[51]，利用深度学习方法基于多源数据估算大气CO_2可以有效利用其他丰富的定量遥感产品，扩展大气CO_2的反演尺度以及在时间和空间上填补卫星观测的空白区域，借助其他高时空分辨率的辅助数据也可以提高CO_2的时空间分辨率。Tarko和Usatyuk[52]指出影响大气CO_2分布的主要因素为大气气象条件、植被碳汇吸收和人类活动碳排放，上述三类变量作为学习特征便于获得更加准确的XCO_2。Siabi和Falahatkar[53]采用人工神经网络 (ANN) 方法，使用OCO-2 XCO_2数据和8个其他环境变量数据，其中包括归一化植被指

数、净初级生产力、叶面积指数、地表温度、风向、风速、气温和土地覆盖类型，最终模拟了伊朗上空5 km无间隙XCO_2。Wang等[54]使用随机森林和OCO-2 XCO_2数据集，集成区域经济发展水平、归一化植被指数和气象参数 (温度、相对湿度、气压、风速和边界层高度)，重建了京津冀地区全空间覆盖的CO_2分布。

当前利用深度学习方法获取大气CO_2的空间分布的主要难点之一是数据质量和数量的限制。虽然卫星和地面观测站可以提供大气CO_2浓度的观测数据，但是这些数据通常存在噪声、缺失和不确定性等问题。这些问题会导致深度学习模型的性能下降，因此数据的预处理和清洗是必不可少的。其次深度学习模型具有复杂性，欠缺可解释性。深度学习模型通常是黑盒模型，很难解释它们是如何做出特定的决策或预测的。这使得对模型的可靠性和有效性进行评估和验证变得更加困难。同时大气CO_2浓度的空间分布具有复杂性和动态性，与许多因素有关，如季节变化、人类活动和自然灾害等。因此，需要研究和开发更加可解释和可靠的适用于大气CO_2浓度检测的深度学习模型，以提高其可靠性和效果。更好地监测和预测大气CO_2浓度的空间分布，为碳源汇研究提供数据支撑，帮助国家制定有效的节能减排政策，促进实现“碳达峰、碳中和”目标。

参考文献:

[1] Friedlingstein P, Jones M W, O'sullivan M, *et al*. Global carbon budget 2021 [J]. *Earth System Science Data*, 2022, 14(4): 1917-2005.

[2] Liu L Y, Chen L F, Liu Y, *et al*. Satellite remote sensing for global stocktaking: Methods, progress and perspectives [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(2): 243-267.
刘良云, 陈良富, 刘 毅, 等. 全球碳盘点卫星遥感监测方法、进展与挑战 [J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 243-267.

[3] Oshchepkov S, Bril A, Yokota T, *et al*. Effects of atmospheric light scattering on spectroscopic observations of greenhouse gases from space: Validation of PPDF-based CO_2 retrievals from GOSAT [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2012, 117(D12): 2012JD017505.

[4] Yue T X, Zhang L L, Zhao M W, *et al*. Space- and ground-based CO_2 measurements: A review [J]. *Science China Earth Sciences*, 2016, 59(11): 2089-2097.

[5] Guerlet S, Butz A, Schepers D, *et al*. Impact of aerosol and thin cirrus on retrieving and validating XCO_2 from GOSAT shortwave infrared measurements [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2013, 118(10): 4887-4905.

[6] Wunch D, Wennberg P, Toon G, *et al*. A method for evaluating bias in global measurements of CO_2 total columns from space [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2011, 11(23): 12317-12337.

[7] Bösch H, Toon G C, Sen B, *et al*. Space-based near-infrared CO_2 measurements: Testing the orbiting carbon observatory retrieval algorithm and validation concept using SCIAMACHY observations over Park Falls, Wisconsin [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2006, 111(D23): D23302 .

[8] Buchwitz M, Schneising O, Burrows J P, *et al*. First direct observation of the atmospheric CO_2 year-to-year increase from space [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2007, 7(16): 4249-4256.

[9] Chen L F, Zhang Y, Zou M M, *et al*. Overview of atmospheric CO_2 remote sening from space [J], *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(1): 1-11.
陈良富, 张 莹, 邹铭敏, 等. 大气CO_2浓度卫星遥感进展 [J]. 遥感学报, 2015, 19(1): 1-11.

[10] Zhou M Q, Zhang X Y, Wang S P, *et al*. HITRAN versions influence on calculation of CO_2 transfer properties for satellite 1.6 μm channel [J]. *Journal of Remote Sensing,* 2014, 18(5): 1003-1010.
周敏强, 张兴赢, 王舒鹏, 等. HITRAN数据库对卫星1.6 μm通道CO_2辐射传输特性计算的影响 [J]. 遥感学报, 2014, 18(5): 1003-1010.

[11] Yokota T, Oguma H, Morino I, *et al*. Test measurements by a BBM of the nadir-looking SWIR FTS aboard GOSAT to monitor CO_2 column density from space [C]. *Passive Optical Remote Sensing of the Atmosphere and Clouds IV.* Honolulu, HI. SPIE, 2004: 182-188.

[12] Mustafa F, Bu L B, Wang Q, *et al*. Multi-year comparison of CO_2 concentration from NOAA carbon tracker reanalysis model with data from GOSAT and OCO-2 over Asia [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15): 2498.

[13] Taylor T E, Eldering A, Merrelli A, *et al*. OCO-3 early mission operations and initial (vEarly) XCO_2 and SIF retrievals [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 251: 112032.

[14] Yang D X, Liu Y, Feng L, *et al*. The first global carbon dioxide flux map derived from TanSat measurements [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2021, 38(9): 1433-1443.

[15] Bi Y M, Zhang P, Yang Z D, *et al*. Fast CO_2 retrieval using a semi-physical statistical model for the high-resolution spectrometer on the Fengyun-3D satellite [J]. *Journal of Meteorological Research*, 2022, 36(2): 374-386.

[16] Shi H L, Li Z W, Ye H H, *et al*. First level 1 product results of the greenhouse gas monitoring instrument on the GaoFen-5 satellite [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(2): 899-914.

[17] Ye H H, Wang X H, Wu S C, *et al*. Atmospheric CO_2 retrieval method for satellite observations of greenhouse gases monitoring instrument on GF-5 [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2021, 16(3): 231-238.
叶函函, 王先华, 吴时超, 等. 高分五号卫星GMI大气CO_2反演方法 [J]. 大气与环境光学学报, 2021, 16(3): 231-238.

[18] Wang S B, Ke J, Chen S J, *et al*. Performance evaluation of spaceborne integrated path differential absorption lidar for carbon dioxide detection at 1572 nm [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(16): 2570.

[19] Wang T X, Shi J C, Jing Y Y, *et al*. Combining XCO_2 measurements derived from SCIAMACHY and GOSAT for potentially generating global CO_2 maps with high spatiotemporal resolution [J]. *Plos One*, 2014, 9(8): e105050D.

[20] Reuter M, Bösch H, Bovensmann H, *et al*. A joint effort to deliver satellite retrieved atmospheric CO_2 concentrations for surface flux inversions: The ensemble Median algorithm EMMA [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2013, 13(4): 1771-1780.

[21] Yang D X, Liu Y, Cai Z N, *et al*. The spatial and temporal distribution of carbon dioxide over China based on GOSAT observations [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2016, 40(3): 541-550.
杨东旭, 刘 毅, 蔡兆男, 等. 基于GOSAT反演的中国地区二氧化碳浓度时空分布研究 [J]. 大气科学, 2016, 40(3): 541-550.

[22] Zhang S Q, Bai Y, He X Q, *et al*. Comparisons of OCO-2 satellite derived XCO_2 with in situ and modeled data over global ocean [J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2021, 40(4): 136-142.

[23] Zhang L L, Yue T X, Wilson J P, *et al*. A comparison of satellite observations with the XCO_2 surface obtained by fusing TCCON measurements and GEOS-Chem model outputs [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 601: 1575-1590.

[24] Wunch D, Toon G C, Wennberg P O, *et al*. Calibration of the Total Carbon Column Observing Network using aircraft profile data [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2010, 3(5): 1351-1362.

[25] Zhu X L, Cai F Y, Tian J Q, *et al*. Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: Literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(4): 527.

[26] He Z H, Lei L P, Zhang Y H, *et al*. Spatio-temporal mapping of multi-satellite observed column atmospheric CO_2 using precision-weighted Kriging method [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 576.

[27] Gong X Q, Li Z L. A robust weighted total least squares method [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*. 2014, 43(9): 888-894.

龚循强, 李志林. 稳健加权总体最小二乘法 [J]. 测绘学报, 2014, 43(9): 888-894.

[28] Liu Y, Wu B W, Yue T X. Spatiotemporal analysis of global atmospheric XCO_2 concentrations before and after COVID-19 using HASM data fusion method [J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2023, 10: 1079480.

[29] Wunch D, Wennberg P O, Osterman G, *et al*. Comparisons of the orbiting carbon observatory-2 (OCO-2) XCO_2 measurements with TCCON [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2017, 10(6): 2209-2238.

[30] Peiro H, Crowell S, Schuh A, *et al*. Four years of global carbon cycle observed from the Orbiting Carbon Observatory 2 (OCO-2) version 9 and in situ data and comparison to OCO-2 version 7 [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2022, 22(2): 1097-1130.

[31] Wang Z, *Analysis of Atmospheric CO_2 Characteristics and Source and Sink in China* [D]. Xi'an: Chang'an University, 2019.
王 振. 中国区域大气CO_2特征及源汇分析研究 [D]. 西安: 长安大学, 2019.

[32] Crisp D, Pollock H R, Rosenberg R, *et al*. The on-orbit performance of the Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2) instrument and its radiometrically calibrated products [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2017, 10(1): 59-81.

[33] Bie N, Lei L P, Zeng Z C, *et al*. Regional uncertainty of GOSAT XCO_2 retrievals in China: Quantification and attribution [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2018, 11(3): 1251-1272.

[34] Wei C, Lyu Z, Bu L B, *et al*. Occurrence and discrepancy of surface and column mole fractions of CO_2 and CH_4 at a desert site in Dunhuang, Western China [J]. *Atmosphere*, 2022, 13(4): 571.

[35] Noël S, Reuter M, Buchwitz M, *et al*. XCO_2 retrieval for GOSAT and GOSAT-2 based on the FOCAL algorithm [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2021, 14(5): 3837-3869.

[36] Gallagher R V, Allen S, MacKenzie B D E, *et al*. High fire frequency and the impact of the 2019–2020 megafires on Australian plant diversity [J]. *Diversity and Distributions*, 2021, 27(7): 1166-1179.

[37] Cheng L J, Abraham J, Trenberth K E, *et al*. Another record: Ocean warming continues through 2021 despite La Niña conditions [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2022, 39(3): 373-385.

[38] Zhang Y X, Sun S, Liu Y, et al, Global major weather and climate events in 2021 and possible causes [J]. *Meteorological Monthly*, 2022, 48(4): 459-469.
张颖娴, 孙 劭, 刘 远, 等. 2021年全球重大天气气候事件及其成因 [J]. 气象, 2022, 48(4): 459-469.

[39] Cai W, Santoso A, Collins M, *et al*. Changing El Niño-Southern Oscillation in a warming climate [J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2021, 2(9): 628-644.

[40] Power S, Lengaigne M, Capotondi A, *et al*. Decadal climate variability in the tropical Pacific: Characteristics, causes, predictability, and prospects [J]. *Science*, 2021, 374(6563): eaay9165.

[41] Yin Y Z, Li D, Sun S, *et al*. Global major weather and climate events in 2019 and the possible causes [J]. *Meteorological Monthly*, 2020, 46(4): 538-546.
尹宜舟, 李 多, 孙 劭, 等. 2019年全球重大天气气候事件及其成因 [J]. 气象, 2020, 46(4): 538-546.

[42] Mitchell K A, Doney S C, Keppel-Aleks G. Characterizing average seasonal, synoptic, and finer variability in orbiting carbon observatory-2 XCO_2 across North America and adjacent ocean basins [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2023, 128(3): e2022JD036696.

[43] Li D H, Li Z Q, Bian L, *et al*. Analysis of aerosol properties using ground-based sun-sky radiometer in polar region [J]. *Remote Sensing Bulletin*, 2013, 17(3): 553-565.

[44] Malakoff D. War boosts CO_2 emissions [J]. *Science*, 2022, 378(6625): 1168-1168.

[45] Hwang Y, Roh J W, Suh D, *et al*. No evidence for global decrease in CO_2 concentration during the first wave of COVID-19 pandemic [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2021, 193(11): 751.

[46] Meng Q W, Yin Q. Remote sensing analysis of multi-years spatial and temporal variation of CO_2 in China [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(2): 203-213.

孟倩文, 尹 球. 中国区域CO_2多年时空变化的卫星遥感分析 [J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(2): 203-213.

[47] Zheng J Z, Pang H. Analysis of global temporal and spatial distribution characteristics of CO_2 based on GOSAT satellite data [J]. *Journal of Green Science and Technology*, 2020, 22(16): 88-89.
郑景治, 庞 皓. 基于GOSAT卫星数据的CO_2全球时空分布特征分析 [J]. 绿色科技, 2020, 22(16): 88-89.

[48] de Araújo Santos G A, Morais Filho L F F, de Meneses K C, *et al*. Hot spots and anomalies of CO_2 over eastern Amazonia, Brazil: A time series from 2015 to 2018 [J]. *Environmental Research*, 2022, 215: 114379.

[49] Mo L, Wu Z C, Zhang Y. Spatial and temporal variations of XCO_2 in China and its influencing factors analysis [J]. *China Environmental Science*, 2021, 41(6): 2562-2570.
莫 露, 巫兆聪, 张 熠. 中国XCO_2时空分布与影响因素分析 [J]. 中国环境科学, 2021, 41(6): 2562-2570.

[50] He Q, Yu T, Cheng T H, *et al*. Atmospheric carbon dioxide satellite remote sensing retrieval accuracy inspection and spatio-temporal characteristics analysis [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2012, 14(2): 250-257.
何 茜, 余 涛, 程天海, 等. 大气二氧化碳遥感反演精度检验及时空特征分析 [J]. 地球信息科学学报, 2012, 14(2): 250-257.

[51] Bréon F M, David L, Chatelanaz P, *et al*. On the potential of a neural-network-based approach for estimating XCO_2 from OCO-2 measurements [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2022, 15(18): 5219-5234.

[52] Tarko A M, Usatyuk V V. Simulation of the global biogeochemical carbon cycle with account for its seasonal dynamics and analysis of variations in atmospheric CO_2 concentrations [J]. *Doklady Earth Sciences*, 2013, 448(2): 258-261.

[53] Siabi Z, Falahatkar S, Alavi S J. Spatial distribution of XCO_2 using OCO-2 data in growing seasons [J]. *Journal of Environmental Management*, 2019, 244: 110-118.

[54] Wang W, He J, Feng H, *et al*. High-coverage reconstruction of XCO_2 using multisource satellite remote sensing data in Beijing-Tianjin-Hebei Region [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(17): 10853.