中国科学: 地球科学 2021 年 第 51 卷 第 10 期: 1650 ~ 1663
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

评 述

陆地碳循环模型-数据融合: 前沿与挑战

李新[1,2*], 马瀚青[3], 冉有华[3], 王旭峰[3], 朱高峰[4], 刘丰[3], 何洪林[5], 张臻[3], 黄春林[3]

1. 中国科学院青藏高原研究所, 青藏高原地球系统与资源环境国家重点实验室, 国家青藏高原科学数据中心, 北京 100101;
2. 中国科学院青藏高原地球科学卓越创新中心, 北京 100101;
3. 中国科学院西北生态环境资源研究院, 中国科学院黑河遥感试验研究站, 甘肃省遥感重点实验室, 兰州 730000;
4. 兰州大学资源环境学院, 兰州 730000;
5. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101
* 通讯作者, E-mail: xinli@itpcas.ac.cn

收稿日期: 2020-12-10; 收修改稿日期: 2021-05-12; 接受日期: 2021-06-07; 网络版发表日期: 2021-08-02
国家自然科学基金项目(批准号: 41988101和41801270)和中国科学院青年创新促进会会员人才专项(编号: 2021428)资助

摘要 陆地碳循环是地球生物化学循环的重要组成部分, 与人类福祉和可持续发展息息相关, 但其模拟和观测都具有高度不确定性. 融合模型和观测数据以减少陆地碳循环估计的不确定性、提高其可预测性, 已成为陆地碳循环研究前沿. 文章综述了陆地碳循环模型与观测各自不确定性的来源和特征, 介绍了数据同化和参数估计这两类模型-数据融合方法的数学原理, 其实质都是在考虑模型和观测各自误差的基础上, 实现模型和观测信息的最优融合. 文章进一步分析了陆地碳循环模型-数据融合的挑战和研究热点, 重点讨论了真实和虚假的模型"异参同效"及其可识别性, 地面通量观测与遥感观测代表性误差的估计, 敏感性分析得到的参数后验概率分布对于确定模型误差矩阵的潜在作用, 对日光诱导叶绿素荧光等新型遥感观测的同化, 并指出把多源观测整合到一个协调一致的碳数据同化系统中绝非易事, 然而这方面的突破是发展新一代全球碳数据同化系统的前提. 论文最后指出, 应用陆地碳循环数据同化, 产出更高分辨率、更长时间序列、更可靠和一致的陆地碳循环再分析数据产品, 对于准确估计全球和区域碳循环、实现碳管理和碳中和具有重要意义.

关键词 碳循环, 模型-数据融合, 数据同化, 参数估计, 遥感, 不确定性

1 引言

陆地碳循环是地球系统生物化学循环的重要组成部分, 与全球变化、生态环境、粮食安全和生物多样性等人类福祉与实现可持续发展目标息息相关(Beer等, 2010; Keenan等, 2014, 2016). 准确估计陆地碳循环的各个分量及其时空分布, 对于准确描述陆地生态系统的功能演化, 理解其在全球变化过程中的反馈作用, 以及预测地球复杂巨系统的趋势和未来发展都具有重要意义(Frank等, 2010; Bonan等, 2019). 此外, 陆地植被是巨大的碳调节器, 因此, 准确估计和预测陆地碳循环对于减缓全球碳排放, 评价化石燃料排放和土地利用等人类活动对全球气候系统的影响, 以及应对碳排放和碳贸易谈判中需要更加准确地把握碳的时空分布

中文引用格式: 李新, 马瀚青, 冉有华, 王旭峰, 朱高峰, 刘丰, 何洪林, 张臻, 黄春林. 2021. 陆地碳循环模型-数据融合: 前沿与挑战. 中国科学: 地球科学, 51(10): 1650–1663, doi: 10.1360/SSTe-2020-0352
英文引用格式: Li X, Ma H, Ran Y, Wang X, Zhu G, Liu F, He H, Zhang Z, Huang C. 2021. Terrestrial carbon cycle model-data fusion: Progress and challenges. Science China Earth Sciences, 64(10):1645–1657, https://doi.org/10.1007/s11430-020-9800-3

© 2021 《中国科学》杂志社

的挑战, 也具有重要的实践价值(丁仲礼等, 2009; 刘竹等, 2020; 韩梦瑶等, 2020).

正如地球系统科学的其他分支, 陆地碳循环的研究也以模型模拟和观测为两种基本手段. 几十年来, 这两个方面的进步都十分显著: 在模型模拟方面, 从简单的生物地理模型到生物物理模型、与生物地球化学模型, 再到目前的全球动态植被模型(DGVM, Dynamic Global Vegetation Model), 生物地球化学耦合模型以至于与环流模型的耦合(Scheiter等, 2013; Xia等, 2013), 模型的适用性和模拟能力都在明显的提高; 在观测方面, 全球各区域的碳通量观测组成了全球通量观测网络FLUXNET(Baldocchi等, 2001), 遥感观测连续地记录着全球陆地生态系统的时空动态(Schimel等, 2015; Frank等, 2015), 全球陆地碳观测等系统已成为地球观测系统之系统(GEOSS, Global Earth Observation System of Systems)的重要组成部分(Guo等, 2020).

过去十多年来, 出现了整合碳循环的模拟和观测这两种基本研究手段的趋势, 其主旨是期望在增强模拟和观测能力的同时, 显著减少并准确度量碳循环各分量估计的不确定性(Raupach等, 2005; Wang等, 2009; Rayner, 2010; Luo等, 2011; Bonan等, 2019; Ge等, 2019). 这种立足于在碳循环模型的动力学框架内融合多种碳观测数据的方法被称为碳循环的“模型-数据整合(Model-data synthesis)”或者“模型-数据融合(Model-data fusion)”. 这个概念广义上包括碳循环数据同化和碳循环模型参数估计两个方面, 实质是立足于在碳循环模型的动力学框架内融合多种碳观测数据, 在考虑观测数据误差的时空分布和模型误差的基础上, 实现模型信息和观测信息的最优融合(Raupach等, 2005; Scholz等, 2018; Hararuk等, 2018), 以实现更高精度的、时空一致的碳循环估计. 需要指出的是, “模型-数据融合”也经常被称为模型-观测融合(李新等, 2020), 但无论如何约定其名词, 它们表达的内涵都是一致的.

在陆地碳循环的模型-数据融合研究中, 融合方法多采用四维变分方法(Pinnington等, 2016)、马尔可夫链蒙特卡罗等随机优化算法(Hararuk和Luo, 2014)、集合Kalman滤波等顺序数据同化方法(Zhang等, 2015), 以及组合以上方法的集合-四维变分方法(Tian等, 2018; Tian和Feng, 2019). 已有的单点试验及发展区域和全球陆地碳循环数据同化系统的试验结果表明, 无论是将常规的碳观测, 还是将与陆地碳循环密切联系的叶面积指数(LAI, Leaf Area Index)和光合作用有效能量比例(fPAR, fraction of Photosynthetically Active Radiation)等卫星遥感产品, 以及CO_2大气柱产品融合到各种碳循环模型中, 都可以显著改善模型对净初级生产力、生态系统生产力、自养呼吸、异养呼吸的估计, 模型-数据融合的结果比单独的模拟或者观测都要好, 不确定性也显著减少(Peylin等, 2016; Scholze等, 2017; Rayner等, 2019).

文献计量也展现出碳循环模型-数据融合的研究热点. 以碳循环和模型-数据融合为主题词, 在Web of Science核心数据库中检索2000~2019年的相关研究论文, 得到关键词词频图(图1). 图中可以看出, 除了光合作用、气候变化等研究主题词外, 方法上的研究热点包括数据同化、模型、涡动相关、遥感、不确定性、模型-数据融合、参数估计、不确定性分析、集合Kalman滤波等. 其中, 数据同化处于研究的核心节点位置, 可见数据同化已经成为碳循环研究的关键方法.

2 模型-数据融合降低陆地碳循环估计的不确定性

在本节中, 我们在简介陆地碳循环模型和观测发展轨迹的基础上, 分析二者都存在很大的不确定性, 进而说明模型-数据融合是降低陆地碳循环不确定性的有效途径.

2.1 陆地碳循环模型的不确定性

陆地碳循环模型可以再现碳循环过程的过去并预测其未来变化. 为准确的模拟陆地碳循环过程, 科学家不断地改进和完善碳循环模型. 自20世纪80年代以来, 陆地碳循环模型经历了从静态的生物地理模型、生物化学循环模型、遥感数据驱动的光能利用率模型到动态全球植被模型(DGVM)的发展过程(Peng, 2000). DGVM是目前最先进的陆地生态系统碳循环模型, 主要应用于全球及大陆尺度模拟. DGVM的核心过程一般包括植被地理学、植被生理、生物化学循环、植被动态和生物物理过程. 随着观测数据的丰富、计算能力的提升和对碳循环过程认识的深入, DGVM在不断改进. 新一代DGVM已经开始考虑氮沉降或碳-氮耦合对碳循环的影响(Sakaguchi等, 2016), 同时也包含了自

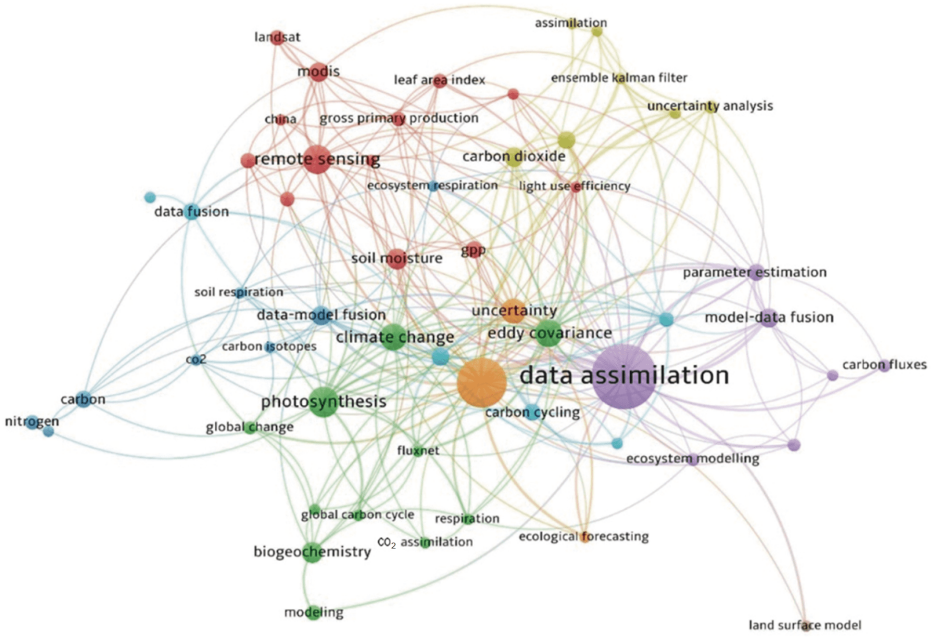

图 1　碳循环数据同化研究词频分布

数据来源于2000~2019年WOS文献数据库, 图中不同颜色为关键词主题聚类

然和人类对陆地生态系统的干扰过程, 如自然火灾、农业、氮输入、城市化、森林管理、水文过程(Li等, 2012). 自20世纪90年代中期以来独立出现了一系列的动态全球植被模型, 并开展了系统的模型相互比较和验证. 目前, 代表性强、集成度高、应用较为广泛的模型主要有LPJ-DGVM(Lund-Potsdam-Jena DGVM)、NCAR-DGVM(National Center for Atmospheric Research, DGVM)、IBIS(Integrated Biosphere Simulator)、ORCHIDEE(Organizing Carbon and Hydrology in Dynamic EcosystEms)、BIOME-BGC(Thornton和Rosenbloom, 2005; Quillet等, 2010)等模型. 此外, 一些区域/样地尺度的碳循环模型也在快速发展, 例如森林生长模型、作物生长模型等, 除了它们自身所侧重的模拟功能之外, 也被应用于陆地碳循环研究中.

模型的不确定性问题是碳循环模型面临的一大挑战. 虽然过去的几十年中碳循环模型取得了长足的进展, 科学家对生态过程的认识越来越深刻, 模型的结构也越来越全面和复杂, 但是, 陆地碳循环模型的模拟精度依然难以满足需求(Mitchell等, 2009; Randerson等, 2009). 不同模型模拟的全球NPP相差50%以上(Cramer等, 1999; Smith等, 2016). 为了严格比较模型之间的差异, 认识碳循环模型的不确定性, 国际上启动了一批模型比较计划. 影响力较大的如NACP(North American Carbon Program)、MsTMIP(Multi-Scale Synthesis and Terrestrial Model Intercomparison Project)和TRENDY(Trends in Net Land Atmosphere Carbon Exchanges), 这些模型比较计划设置了特定的模拟协议, 最大程度的保证模拟的一致性. 其中全球碳计划利用16个DGVM模型对近60年的全球陆地碳汇进行集合模拟, 由于模型结构及参数之间的差异, 碳汇估算仍存在显著的不确定性(Friedlingstein等, 2019, 2020). 值得注意的是大部分的DGVM模型虽然仍采用改进模型结构的方式提高模型精度, 但是部分模型已开始利用数据同化的方法对模型状态变量和参数进行优化(Lienert和Joos, 2018). 北美碳项目NCAP对ORCHIDEE、CASA等19个主要陆地生物圈模型进行的比对发现, 不同模型模拟的总初级生产力和异养呼吸具有非常大的变化范围和不确定性. 基于MsTMIP项目的模型比较发现, 在输入数据相同的情况下不同模型模拟的CO_2施肥效应的强度差异可达80%以上(Huntzinger等, 2017). 由此可见模型具有非常大的不确定性, 而这些不确定性的来源可以归结为以下几个方面:

(1) 模型结构和模型假设的不确定性. 受限于对陆地生态系统的生理、生态机理过程的认识水平, 碳循

环模型中采用了大量经验方程，并且为了兼顾模型效率对现实世界进行了大量的抽象和简化. 动态植被模型中通常将自然界的植被抽象为几种主要的植被功能型，每种功能型定义了一套固定个数的参数来描述其主要特征，这种假设忽略了植被个体之间的差异及其带来的效应，会给模拟结果带来很大的不确定性，这也是新一代动态植被模型需要攻克的主要问题之一(Scheiter等, 2013). 另外, 动态植被模型中对竞争的模拟是基于植被功能型, 而非植被个体, 这会导致对植被的生长过程模拟产生较大的误差(Fisher等, 2010; Quillet等, 2010). 目前的动态植被模型对干扰(森林火灾、冻灾、虫害以及人为因素导致干扰)的模拟也存在非常大的不确定性. 以火灾为例, 大多数动态植被模型都考虑了火灾干扰过程，而这些模型对火灾的强度、面积、火灾导致的碳通量变化的模拟精度非常低(Andela等, 2017; Rabin等, 2017).

(2) 模型参数的不确定性. 随着碳循环模型的不断发展, 考虑的生态过程越来越多, 模型的参数也在成倍数的增长. 模型的过参数化也给碳循环模拟带来了很大的不确定性. 首先，模型参数具有很强的空间异质性，而有些模型的参数确定往往只是基于少数几个站点的观测，导致模型参数在区域尺度上的代表性较差(Zaehle等, 2005). 其次，很多模型参数往往随时间而变化, 如存在着明显的季节变化特征(Medlyn等, 2002; Zhu等, 2011); 然而, 大多数模型将这些参数作为仅依赖于植被功能型的常数对待, 但实际上, 同一功能型内部的个体差异导致它们的参数取值也有很大差别. 此外，过参数化问题导致参数之间复杂的相互作用(Zaehle等, 2005), 并带来“异参同效”现象, 即不同的参数组合会得到相同的结果，这不仅给模型结果带来很大的不确定性，也给模型的参数估计和敏感性分析带来了很大的困扰.

(3) 模型驱动的不确定性. 陆地碳循环模型所需的驱动主要是指近地表气象要素，包括风、温、压、湿、降水、辐射、光合辐射、CO_2浓度等. 为了得到区域尺度的碳循环模拟结果，驱动数据也需要被处理成网格化的空间数据. 由于采用的气象观测站点数量与空间化方法的差异，不同的网格化驱动数据集存在较大的差异，因此驱动数据往往也会给陆地碳循环模拟带来不确定性. 例如，为了评估气象驱动数据带来的不确定性，研究人员使用不同机构发布的1850~2014期间的驱动数据来驱动同一个碳循环模型, 结果表明驱动数据导致的不确定性最大的时候能占总不确定性(模型结构、参数等不确定性之和)的33% (Bonan等, 2019). 而在模拟未来碳循环变化的时候, 驱动数据导致的不确定性会更大，能给碳通量和碳库的未来预测结果带来40%以上的误差(Ahlström等, 2017).

(4) 初始条件的不确定性. 陆地碳循环模型初始状态的设定也是模型不确定性的重要来源之一. 碳循环模型往往需要给出模型状态和植被结构的详细初始状态，例如分层土壤碳库、植被的不同组织中的碳储量、网格中的植被功能型组成的初始状态等. 由于如此详细的数据在区域上很难直接获取，因此碳循环模型中一般都采用模型预热(“Spin-Up”)来实现这一目的(Thornton和Rosenbloom, 2005), 但模型预热所产生的初始状态的准确性很难评价，而且模型预热过程采用不同时段的气象数据会产生不同的预热结果. 这一不确定性也会对模型的后续模拟产生较大的影响(Li等, 2011).

2.2　陆地碳循环观测的不确定性

根据观测尺度的不同，可将当前陆地碳循环的主要观测方式分为地面调查、涡动相关(EC)观测和遥感观测, 三种方式各有特点, 但都存在不确定性.

地面调查主要以收获法为代表，即通过收集生态系统碳循环不同组分并测定其生物量变化. 随着测试技术的发展，地面调查进入了器测时代，植物光合和呼吸及土壤呼吸等都可以通过仪器测定. 地面调查在其所观测的点尺度上具有观测数据可靠、估算精度高的优点, 但存在空间代表性差等问题; 此外, 由于实际调查采样中观测周期长、时间跨度大、难以对同一采样点进行重复定期调查, 且受观测标准化的影响, 存在标定和缺失数据处理等方面的不确定性.

EC方法主要通过测定CO_2浓度和风速垂直变化相干性来确定景观尺度上植被冠层与大气界面的CO_2交换通量. 目前，国际上已经建立了EuroFlux、AmeriFlux、ChinaFlux等区域性通量网和全球通量网(FLUXNET), 至2016年, 全球通量网已有超过900个站点加入，成为规模最大的通量观测网络. EC已成为发展、标定和验证区域碳循环模型的基础(Friend等, 2007). 但受仪器观测精度、采样频率、平均时间、数据处理方法以及观测规范等的影响, EC观测至少存在

两方面的不确定性, 即能量不闭合问题和空间代表性问题. 能量不闭合问题是指EC方法观测到的热通量(感热和潜热)常常小于近地面可利用能量(净辐射-土壤热通量-冠层热储存)的问题, 与土壤浅层热储存的计算、大气稳定度和地表摩擦风速等因素有关; 特别是在复杂地形和非均匀下垫面以及在夜间偏稳定或白天强对流条件下, 单个EC站点难以捕捉到其所诱发的较大尺度湍流通量的低频信号, 造成湍流通量的低估(王介民等, 2009; Zhou等, 2018, 2019). 另外, EC通量观测是一种足迹/斑块尺度的地面观测, 其空间代表性一般在百米级(Baldocchi等, 2001), 其代表的空间范围与模型网格并不完全匹配, 当把通量观测聚合到模型网格尺度时将产生较大的代表性误差. 例如, 在西北干旱区绿洲景观的研究发现, 在通量塔位置、传感器高度和气象条件相对确定的条件下, 单个看似具有较好空间代表性的EC站, 在一个生长季内在5km×5km的网格尺度上存在约40(±33)%的系统高估(Ran等, 2016).

遥感作为一种陆地碳循环的观测方式, 主要通过为碳循环模型提供参数, 实现对全球陆地生态系统大尺度观测. 当前的遥感一般无法直接测得碳循环的各个分量, 尽管一些新的遥感传感器(如碳卫星搭载的大气二氧化碳探测仪等)增强了其对碳循环的观测能力, 但最终都要经过反演或与碳循环模型相结合得到碳循环的各个分量. 因此, 遥感碳循环观测的不确定性, 除了来源于与其结合的碳循环模型之外, 主要来源于器测误差(如传感器噪声、校准漂移、轨道衰减、几何位置及标定误差等)和反演模型及与其密切相关的代表性误差(李小文等, 2000; 李小文和王祎婷, 2013).

3 陆地碳循环模型-数据融合方法

总的来看, 对陆地碳循环的“估计”已体现出多“源”的特征, 这里的“源”既包括狭义的多源观测, 也包括广义的模型模拟. 各种“源”都有着自己的优势和不足之处.

从前面的分析可以看出, 单一的模型或者观测都不足以准确提供陆地碳循环的完整图景, 但模型和观测(数据)这两类信息是互补的, 如果把它们互相结合起来, 就可能得到更加准确、时空一致性更高的陆地碳循环的完整图景. 从方法论的角度看, “模型-数据融合”的实质是在考虑数据误差和模型误差时空分布的基础上, 实现模型信息和观测信息的最优融合, 这个广义概念包括碳循环数据同化和碳循环模型参数估计两个方面(图2). 接下来我们概要介绍这两类方法的数学原理.

3.1 数据同化

模型-数据融合的第一种主要数学方法是数据同化, 它侧重于对模型状态变量的优化估计, 如叶面积指数LAI、GPP. 其原理是在碳循环模型运行过程中, 连续地或者递推不同来源和不同分辨率的直接(如EC)与间接(如遥感)观测, 将碳循环模型和各种观测或观测算子(如针对遥感观测的辐射传输模型)集成为不断依靠观测而调整模型运行轨迹, 并且减小误差的一个系统, 从而更加准确一致地估计碳循环各分量(李新等, 2007, 2020; Liu等, 2020).

其中, 碳循环模型的动态演进(李新和摆玉龙, 2010)可以概化为

$$\begin{aligned} &X_k = M(X_{k-1}, \theta) + \eta_{k-1}, \\ &X \in \Re^{n\times 1}, \theta \in \Re^{l\times 1}, \eta \in \Re^{n\times 1}, \end{aligned} \tag{1}$$

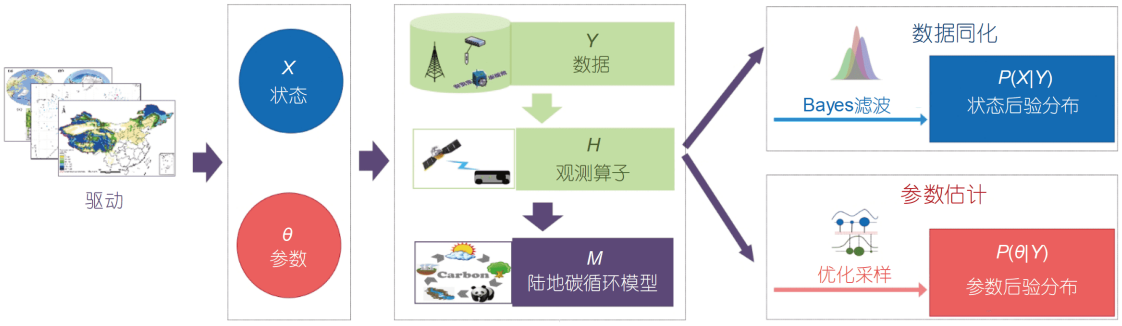

图 2 陆地碳循环模型-数据融合的两种基本方法: 数据同化和参数估计

式中, 下标k代表时间, X和η分别是模型的n维状态向量和独立同分布的模型误差; θ是模型l维参数向量; $M(\cdot):\Re^{n\times1}\times\Re^{n\times1}\to\Re^{n\times1}$为陆地碳循环模型.

观测算子表示为

$$Y_k=H_k(X_k)+\varepsilon_k, Y\in\Re^{m\times1}, \varepsilon\in\Re^{m\times1}, \tag{2}$$

式中, Y和ε分别是m维数据向量和独立同分布的观测误差; 观测算子$H(\cdot):\Re^{n\times1}\times\Re^{m\times1}\to\Re^{m\times1}$一般依赖于时间.

数据同化方法问题可表示为: 在时刻k, 根据时刻k之前所获得的所有观测信息, 求得模型状态的后验概率密度函数

$$p(X_k\mid Y_{1:k}), \tag{3}$$

式(3)可用不同方法求解, 针对其求解的两大类方法, 数据同化方法可被分为连续数据同化和顺序数据同化两大类. 其中, 连续数据同化是指在一个同化窗口内, 利用优化算法, 通过迭代而不断调整模型状态的初始场, 最终将模型轨迹拟合到在同化窗口周期内获取的所有观测上, 具体方法主要包括变分方法和各种Monte Carlo全局优化方法. 顺序数据同化方法是指在系统运行过程中, 当有观测的时刻, 利用观测信息在观测和模型误差分别加权的基础上对模型状态进行更新, 从而获得模型状态的后验优化估计. 顺序数据同化方法包括针对线性系统的Kalman滤波, 针对非线性系统的集合Kalman滤波和粒子滤波等Bayes滤波方法.

3.2　参数估计

陆地碳循环模型－数据融合研究中的另一个主流方法是参数估计, 这主要是因为大多数陆地生态系统模型都包含有难以准确估计且具有时变特性的关键参数(比如最大羧化速率、最大电子转移速率、光能利用率、碳滞留时间等)(Zhang等, 2010).

传统上, 参数估计在数学上主要借助于优化方法, 即寻找一组参数使得模型预测值与观测数据达到最佳拟合, 认为参数是优化空间中的一个确定的值. 这和连续数据同化所使用的数学方法异曲同工, 但二者所关注的重点不同, 参数估计的优化对象是通常非时变或者部分时变的参数; 而数据同化的优化目标是模型的状态变量. 参数估计通常采用的方法有最小二乘法、遗传算法(Zhu等, 2010; Wu等, 2019)、模拟退火法(Wang等, 2013; Liu等, 2015)、洗牌复形演化等启发式优化算法等.

近年来, 在希望更准确描绘陆地生态系统碳汇潜力的驱动下, 科学家越来越重视对碳循环模型中参数不确定性问题的研究(Cressie等, 2009; Reyes等, 2017), 参数估计也因而从仅仅重视估计一个确定的值而转为尝试估计参数的后验概率分布. 因而, 贝叶斯方法由于具有估计参数后验分布的能力, 从而能够定量表达模型、参数、观测数据和初始条件的不确定性, 在陆地碳循环"模型-数据融合"研究中得到了越来越广泛的应用(Du等, 2017; Lienert和Joos, 2018; Toda等, 2020).

与传统方法不同, 贝叶斯方法把待估计参数θ看作随机变量, 并用概率分布$p(\theta)$描述, 称为先验分布; 在获得观测数据Y之后, 就可通过贝叶斯定理来得到参数的后验分布$p(\theta\mid Y_{1:k})$:

$$p(\theta\mid Y_{1:k})=\frac{p(Y_k\mid\theta)p(\theta)}{p(Y_{1:k})}\propto p(Y_k\mid\theta)p(\theta), \tag{4}$$

式中, $p(Y_{1:k})$为k时刻前观测Y的概率密度函数, 与θ无关; $p(Y_k\mid\theta)$为观测数据在先验参数值下的条件概率密度, 又称为参数θ的似然函数. 可以看出, 后验分布$p(\theta\mid Y_{1:k})$正比于参数θ的先验分布与似然函数的乘积, 它包含了观测数据信息, 因此, 要比先验分布$p(\theta)$更接近参数θ的真实分布.

由于大多数陆地生态系统碳循环模型是高维、非线性和非高斯的, 式(4)中的后验分布难于以解析的形式表示出来. 借助贝叶斯结合马尔科夫链-蒙特卡洛方法, 如吉布斯采样(Mosegaard和Sambridge, 2002), 在参数的概率分布空间抽样得到易于直接应用的参数样本, 是解决该问题的有效途径(Zhu等, 2014, 2018).

4　挑战和研究热点

4.1　异参同效

"异参同效"是指在模型参数空间内, 存在着多组不同的参数集可以使同一个模型具有相同或相似的模拟和预报结果(Beven, 2006; Tang和Zhuang, 2008, 2009), 或不同模型过程的模拟结果与同一观测数据具有相同水平的拟合精度, 导致难以区分哪个参数集或

模型过程更好(Luo等, 2009).

“异参同效”从认识论上可以解释为, 不同的原因会导致同样的结果, 这可能是复杂系统的一个本质特性. 在方法论上, 则可从解的唯一性和稳定性来诠释; 也就是说, 系统不一定存在“异参”, 但由于模型过参数化、模型的不确定性、观测数据的不确定性、甚或参数估计方法, 导致虚假的“异参”. 在此意义上, “异参同效”可以被视为对模型结构的可判定性问题或参数的可识别性问题. 总体上, 区分真实和虚假的“异参同效”是一个非常大的挑战. 在陆地碳循环模型的模型-数据融合研究中, 我们认为还需要深入研究这些问题: (1) 如何提高模型参数的可估计性及估计的稳定性; (2) 判别多组可行的参数解中, 哪些是模型参数的关键特征, 而哪些可能是假象? (3) 如何引入模型动力之外的其他物理约束, 以得到更有效、更稳定的参数解; (4) 由于敏感性分析一定程度上可以把待估计参数限制到有限的维数, 从而增强系统的可估计性, 因此, 如何在统一的方法框架内, 把敏感性分析、不确定性分析、模型-观测融合方法更好地统一, 不仅是有助于更好理解“异参同效”, 也是从根本上提高系统可估计性的途径.

4.2 观测的代表性误差

无论是地面定位观测还是遥感观测, 其观测误差都可分解为器测误差和代表性误差(李新, 2013). 如何准确的评估器测误差和代表性误差是碳循环模型-数据融合的主要挑战之一. 下面我们主要讨论地面通量观测与遥感观测的代表性误差研究中的一些热点与挑战.

通量观测代表性误差非常复杂, 因此, 近年来基于多尺度观测试验与遍历理论认识通量观测的代表性误差得到了快速的发展, 主要体现在通过密集的通量观测矩阵实现通量的“地毯式”观测(Li等, 2013; Liu等, 2018), 在更深入理解源区理论与地表异质性的基础上, 发展代表性误差矩阵及尺度转换方法(Liu等, 2016; Ran等, 2016), 并提出能量闭合的纠正方法(Zhou等, 2018, 2019). 然而, 要真正解决与复杂的通量尺度问题相关的代表性误差问题, 还有待于更多的多尺度观测试验及尺度转换理论与方法方面的进一步突破, 特别是对于复杂异质性地表通量的遍历性的基础理论突破(Chen等, 2015).

遥感作为陆地碳循环观测的主要手段, 代表性误差主要体现在正向模型的误差(例如使用PROSAIL将模型状态映射到冠顶反射率等观测时, 模型的不完美以及像元内异质性因素引起的尺度效应会导致模拟出的观测估计值存在误差)以及时空尺度转换带来的误差两个方面(李新, 2013). 定点观测的尺度上推、遥感产品的真实性检验是定量和诊断遥感代表性误差的有效手段(李新等, 2016). 但如何从根本上定量这两方面的代表性误差, 提高遥感观测的时空代表性, 还有待于下一代更具尺度代表性的遥感模型的建立.

4.3 敏感性分析

敏感性分析在陆地碳循环模型的参数筛选、参数重要性排序、模型输入-输出关系分析、模型不确定性分析等应用中取得了巨大的成功(Pianosi等, 2016; Vu-Bac等, 2016; Ma等, 2020). 此外, 变分数据同化方法中的伴随模型本身就可视为一个敏感性矩阵, 因此, 敏感性分析与数据同化也有着亲缘联系. 然而, 敏感性分析、参数估计、数据同化常常各行其道, 如何把敏感性分析整合到模型-数据融合的框架内, 是应该进一步发展的方向.

敏感性分析可作为数据同化和参数估计的前处理方法. 由于很多陆地碳循环模型都存在过参数化问题, 因而在同步估计状态变量和参数时, 往往只能选定有限的参数; 此外, 并不是所有参数都具有可估计性. 因此, 敏感性分析, 对于筛选关键参数, 增强对参数可估计性的认识, 降低参数估计和数据同化的维数, 都提供了定量依据. 敏感性分析也能识别出对于模型输出非常敏感、但又需要实现稳健(Robust)估计的驱动和参数, 对于此类参数, 在模型-数据融合中, 可考虑采用稳健控制策略, 最大程度地减小系统对不确定性的敏感度. 此外, 模型误差协方差矩阵的给定, 是数据同化的一个难题, 敏感性分析可定量给出参数重要性及其相互作用的强度, 为设定模型误差矩阵提供了重要的信息, 特别是敏感性分析所得到的参数后验概率分布, 为模型误差的设定提供了重要的先验信息. 但这方面的研究鲜有开展, 是值得探讨的方向.

4.4 新型碳循环遥感观测及其数据同化

随着传感器技术的快速发展, 一些新的遥感技术与遥感卫星计划丰富了陆地碳循环观测信息源, 同时

也对碳循环数据同化系统的观测算子提出了新的挑战. 特别是日光诱导叶绿素荧光(SIF, Solar-Induced chlorophyll Fluorescence)观测和生物量卫星(BIOMASS), 给陆地碳循环模型-数据融合带来了新的机遇和挑战.

SIF能指示植被实际的光合作用, 随着卫星SIF观测技术的发展, 2010年以来出现了一系列SIF遥感观测数据, 如GOSAT、GOME2、OCO2、OCO3、TanSat和Sentinel-5搭载的SIF观测, 并且出现了专门针对SIF的卫星观测计划FLEX(Fluorescence Explorer). SIF遥感已经成为了陆地碳循环研究中的一个热点, 研究表明, 同化SIF数据能有效改善碳循环的预测精度(Lee等, 2015; Thum等, 2017; Norton等, 2019). 融合SIF观测, 要求碳循环模型必须有SIF模块或者发展专门的观测算子, 将SIF与碳循环模型中相应的状态变量关联起来. 已有部分碳循环模型开始集成SIF模块, 但其模拟精度还需要进行全面的评价. 另外SIF信号是一个非常微弱的信号, 并且混合在较强的反射信号中, 因此卫星荧光数据包含较多的噪声, 由于环境干扰和处理方法的不确定性, 有时候卫星SIF数据甚至为负值, 因此, 如何正确的评估SIF数据的误差也是碳循环模型-观测融合一大难点.

预计2022年发射的BIOMASS卫星将基于P波段SAR来探测森林生物量. BIOMASS可以获得植被地上生物量、冠层高度以及其他冠层结构信息(Quegan等, 2019). 同一颗卫星能够观测得到如此丰富的植被信息是前所未有的, 因而BIOMASS为陆地碳循环数据同化提供了新的数据源, 但如何把这些新的观测数据融合到模型中, 对陆地碳循环模型的改进提出了新的挑战, 这些模型必须能够包含更加细致的植被结构参数的表达, 才能与BIOMASS的观测数据直接关联起来, 并有效地同化这些观测数据.

4.5　多源多尺度碳数据同化

本文重点讨论的是陆地碳循环数据同化的难点和挑战. 要提高陆地碳循环估计精度, 往往需要把大气碳循环模型和观测(自上而下)与陆地碳循环模型和观测(自下而上), 集成到一个系统中, 把大气反演和陆地生态系统碳观测中的多源、多尺度、多角度遥感观测和地面观测都有效地利用起来(Schimel等, 2015)(图3).

目前, 碳卫星观测、全球碳浓度观测、激光雷达卫星观测、荧光卫星、通量网观测、碳调查数据等新的遥感观测数据, 以及与陆地碳循环有关的遥感产品如LAI、fPAR、土壤水分等, 由于来源和观测方式不同, 其精度、频率、尺度、分辨率都不同, 需要不同的观测算子建立碳通量和不同观测之间的映射. 因此, 把以上多源观测和多种观测算子, 整合到一个一致的碳数据同化系统中, 并和陆地碳循环及大气碳循环模

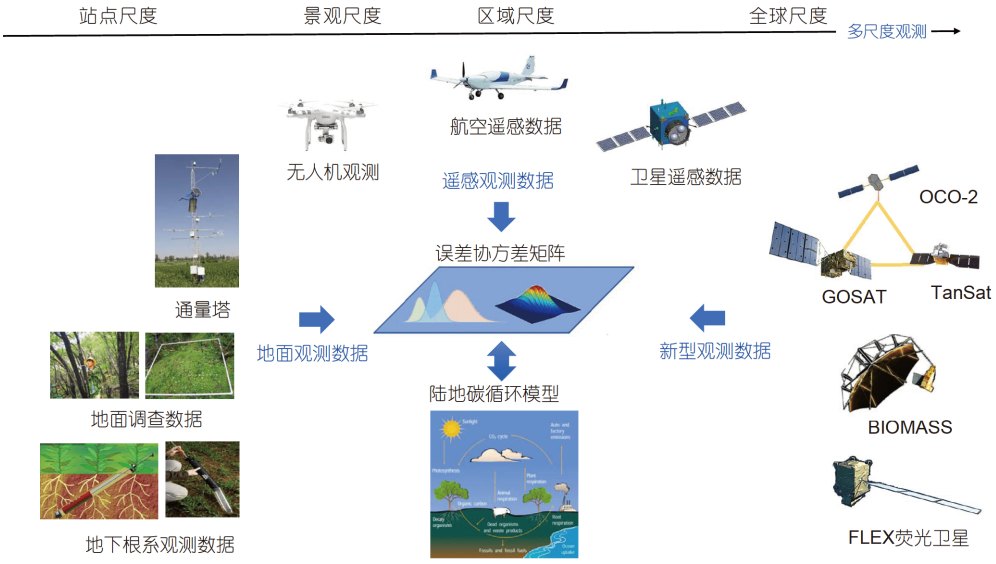

图 3　多源多尺度陆地碳循环数据同化示意图

型协调一致, 得到更可靠的估计结果, 绝非易事. 此外, 同步同化多源多尺度数据也对数据同化方法提出了更高的要求. 需要特别强调的是, 多源、多尺度数据同化, 很大程度上依赖于对于观测和模型不确定性的定量认识, 而在这些不确定性中, 尤以对观测代表性误差的估计最具挑战. 此外, 机理模型和机器学习(或人工智能)双重驱动的大数据同化(郭庆华等, 2020; 牛书丽等, 2020)将越来越有能力在多源多尺度陆地循环数据同化中发挥重要作用.

4.6 全球和区域碳数据同化系统

发展全球和区域碳同化系统至关重要. NOAA开发的CarbonTracker是先行者(Peters等, 2007), 运行至今并被推广到全球不同区域(NOAA Earth System Research Laboratory, 2020). 另一个集大成者是全球碳循环数据同化系统 (Carbon Cycle Data Assimilation System, CCDAS), 进一步整合全球站点通量、遥感地表参数和CO_2浓度等数据, 优化生态系统模型参数和同化碳通量, 初步形成了全球碳循环的再分析数据产品(Kaminski等, 2013; Schürmann等, 2016; Scholze等, 2019). 中国科学家在碳数据同化系统的发展方面也做出重要贡献(陈报章和张惠芳, 2015; 陈镜明等, 2015), 先后开发了多个全球或区域碳数据同化系统, 如GCAS(Global Carbon Assimilation System)(Zhang等, 2014; 居为民等, 2019)和Tan-Tracker(Tian等, 2014; Han和Tian, 2019)代表了中国碳数据同化系统的快速发展.

作为一个大集成系统, 以上所讨论的所有挑战——包括不确定性问题(异参同效、观测的代表性误差、敏感性分析)、新兴观测的应用、多源多尺度同化, 都会集中体现在碳数据同化系统的发展中, 这是一个复杂的系统工程. 此外, 碳循环数据同化的根本目标是帮助澄清全球和区域碳源汇及碳流转的未解之谜, 减少不确定性, 增进对碳循环的认识(Castro-Morales等, 2019). 因此, 未来的一个重要方向应是产出更高分辨率、更长时间序列、更可靠和一致的陆地碳循环再分析数据产品, 并应用于气候变化情景下的碳循环变化的中长期预报分析, 以及各种生态工程对陆地碳循环的影响——如中国规模宏大的生态工程对实现巴黎协定中的碳减排目标乃至最终实现碳中和的贡献.

5 小结与展望

本文回顾了陆地碳循环模型-数据融合研究的科学背景和前沿进展. 把在地球科学领域成熟的数据同化和参数估计方法引入陆地碳循环领域, 可以更好整合碳循环研究中模型模拟和观测这两种基本的研究手段信息, 显著提高对陆地碳循环各分量的估计精度并减少其不确定性, 为全球和区域碳源汇分析和碳管理提供可靠的数据同化产品. 经过十多年来的发展, 模型－数据融合方法已经成为陆地碳循环研究中不可或缺的一种基本方法, 形成了并重数据同化和参数估计的鲜明特色, 并发展了多个全球陆地碳循环数据同化系统.

未来的挑战集中在两个方面: 一是突破模型和观测不确定性估计的困境, 二是发展成熟的陆地碳循环数据同化系统. 在不确定性方面, “异参同效”问题的解决、代表性误差的准确估计、敏感性分析信息的有效应用是三个挑战. 在数据同化系统集成方面, 日光诱导叶绿素荧光、激光雷达、碳卫星等新型碳循环观测带来新机遇, 但随之而来的挑战是如何把多源多尺度观测整合到一个协调一致的碳数据同化系统中, 从而建立起更加成熟的新一代全球陆地碳循环数据同化系统.

展望未来, 发展更加成熟的碳循环模型-数据融合方法和系统, 引入以深度学习为代表的大数据分析方法, 实现陆地碳循环的大数据同化, 产出更高分辨率、更长时间序列、更可靠和一致的陆地碳循环再分析数据产品的条件已经成熟, 而这一努力对于精细理解碳循环过程、准确估计全球和区域碳循环、实现巴黎协定中的减排目标乃至最终实现碳中和目标都具有重要意义.

参考文献

陈报章, 张惠芳. 2015. 中国碳同化系统及其应用研究. 北京: 科学出版社

陈镜明, 居为民, 刘荣高, 李勇, 江飞. 2015. 全球陆地碳汇的遥感和优化计算方法. 北京: 科学出版社

丁仲礼, 段晓男, 葛全胜, 张志强. 2009. 2050年大气CO_2浓度控制: 各国排放权计算. 中国科学: 地球科学, 39: 1009–1027

郭庆华, 金时超, 李敏, 杨秋丽, 徐可心, 巨袁臻, 张菁, 宣晶, 刘瑾, 苏艳军, 许强, 刘瑜. 2020. 深度学习在生态资源研究领域的应用:

理论、方法和挑战. 中国科学: 地球科学, 50: 1354–1373
韩梦瑶, 姚秋蕙, 劳浚铭, 唐志鹏, 刘卫东. 2020. 中国省域碳排放的国内外转移研究: 基于嵌套网络视角. 中国科学: 地球科学, 50: 748–760
居为民, 田向军, 江飞, 刘洋, 方红亮, 张永光, 周艳莲. 2019. 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, 21: 24–27
李小文, 王锦地, Strahler A H. 2000. 尺度效应及几何光学模型用于尺度纠正. 中国科学: 技术科学, 40(S1): 12–17
李小文, 王祎婷. 2013. 定量遥感尺度效应刍议. 地理学报, 68: 1163–1169
李新, 摆玉龙. 2010. 顺序数据同化的Bayes滤波框架. 地球科学进展, 25: 515–522
李新, 黄春林, 车涛, 晋锐, 王书功, 王介民, 高峰, 张述文, 邱崇践, 王澄海. 2007. 中国陆面数据同化系统研究的进展与前瞻. 自然科学进展, 17: 163–173
李新, 晋锐, 刘绍民, 葛咏, 肖青, 柳钦火, 马明国, 冉有华. 2016. 黑河遥感试验中尺度上推研究的进展与前瞻. 遥感学报, 20: 1993–2002
李新, 刘丰, 方苗. 2020. 模型与观测的和弦: 地球系统科学中的数据同化. 中国科学: 地球科学, 46: 1–10
李新. 2013. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制. 中国科学: 地球科学, 43: 1735–1742
刘竹, 孟靖, 邓铸, 路平, 关大博, 张强, 贺克斌, 宫鹏. 2020. 中美贸易中的隐含碳排放转移研究. 中国科学: 地球科学, 50: 1633–1642
牛书丽, 王松, 汪金松, 夏建阳, 于贵瑞. 2020. 大数据时代的整合生态学研究——从观测到预测. 中国科学: 地球科学, 50: 1323–1338
王介民, 王维真, 刘绍民, 马明国, 李新. 2009. 近地层能量平衡闭合问题——综述及个例分析. 地球科学进展, 24: 705–713
Ahlström A, Schurgers G, Smith B. 2017. The large influence of climate model bias on terrestrial carbon cycle simulations. Environ Res Lett, 12: 014004
Andela N, Morton D C, Giglio L, Chen Y, van der Werf G R, Kasibhatla P S, DeFries R S, Collatz G J, Hantson S, Kloster S, Bachelet D, Forrest M, Lasslop G, Li F, Mangeon S, Melton J R, Yue C, Randerson J T. 2017. A human-driven decline in global burned area. Science, 356: 1356–1362
Baldocchi D, Falge E, Gu L, Olson R, Hollinger D, Running S, Anthoni P, Bernhofer C, Davis K, Evans R, Fuentes J, Goldstein A, Katul G, Law B, Lee X, Malhi Y, Meyers T, Munger W, Oechel W, Paw K T, Pilegaard K, Schmid H P, Valentini R, Verma S, Vesala T, Wilson K, Wofsy S. 2001. A new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide water vapor and energy flux densities. Bull Am Meteorol Soc, 82: 2415–2434
Beer C, Lucht W, Gerten D, Thonicke K, Schmullius C. 2007. Effects of soil freezing and thawing on vegetation carbon density in Siberia: A modeling analysis with the Lund-Potsdam-Jena Dynamic Global Vegetation Model (LPJ-DGVM). Glob Biogeochem Cycle, 21: GB1012
Beer C, Reichstein M, Tomelleri E, Ciais P, Jung M, Carvalhais N, Rödenbeck C, Arain M A, Baldocchi D, Bonan G B, Bondeau A, Cescatti A, Lasslop G, Lindroth A, Lomas M, Luyssaert S, Margolis H, Oleson K W, Roupsard O, Veenendaal E, Viovy N, Williams C, Woodward F I, Papale D. 2010. Terrestrial gross carbon dioxide uptake: Global distribution and covariation with climate. Science, 329: 834–838
Beven K. 2006. A manifesto for the equifinality thesis. J Hydrol, 320: 18–36
Bonan G B, Lombardozzi D L, Wieder W R, Oleson K W, Lawrence D M, Hoffman F M, Collier N. 2019. Model structure and climate data uncertainty in historical simulations of the terrestrial carbon cycle (1850–2014). Glob Biogeochem Cycle, 33: 1310–1326
Castro-Morales K, Schürmann G, Köstler C, Rödenbeck C, Heimann M, Zaehle S. 2019. Three decades of simulated global terrestrial carbon fluxes from a data assimilation system confronted with different periods of observations. Biogeosciences, 16: 3009–3032
Chen J, Hu Y, Yu Y, Lü S. 2015. Ergodicity test of the eddy-covariance technique. Atmos Chem Phys, 15: 9929–9944
Cramer W, Kicklighter D W, Bondeau A, B. Moore I, Churkina G, Nemry B, Ruimy A, Schloss A L, Intercomparison T E P O T E P. 1999. Comparing global models of terrestrial net primary productivity (NPP): Overview and key results. Glob Change Biol, 5: 1–15
Cressie N, Calder C A, Clark J S, Ver Hoef J M, Wikle C K. 2009. Accounting for uncertainty in ecological analysis: The strengths and limitations of hierarchical statistical modeling. Ecol Appl, 19: 553–570
Du Z, Zhou X, Shao J, Yu G, Wang H, Zhai D, Xia J, Luo Y. 2017. Quantifying uncertainties from additional nitrogen data and processes in a terrestrial ecosystem model with Bayesian probabilistic inversion. J Adv Model Earth Syst, 9: 548–565
Fisher R, McDowell N, Purves D, Moorcroft P, Sitch S, Cox P, Huntingford C, Meir P, Ian Woodward F. 2010. Assessing uncertainties in a second-generation dynamic vegetation model caused by ecological scale limitations. New Phytol, 187: 666–681
Frank D C, Esper J, Raible C C, Büntgen U, Trouet V, Stocker B, Joos F. 2010. Ensemble reconstruction constraints on the global carbon cycle sensitivity to climate. Nature, 463: 527–530
Frank D, Reichstein M, Bahn M, Thonicke K, Frank D, Mahecha M D, Smith P, van der Velde M, Vicca S, Babst F, Beer C, Buchmann N, Canadell J G, Ciais P, Cramer W, Ibrom A, Miglietta F, Poulter B, Rammig A, Seneviratne S I, Walz A, Wattenbach M, Zavala M A,

Zscheischler J. 2015. Effects of climate extremes on the terrestrial carbon cycle: Concepts, processes and potential future impacts. Glob Change Biol, 21: 2861–2880

Friedlingstein P, Jones M W, O'Sullivan M, Andrew R M, Hauck J, Peters G P, Peters W, Pongratz J, Sitch S, Le Quéré C, Bakker D C E, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Anthoni P, Barbero L, Bastos A, Bastrikov V, Becker M, Bopp L, Buitenhuis E, Chandra N, Chevallier F, Chini L P, Currie K I, Feely R A, Gehlen M, Gilfillan D, Gkritzalis T, Goll D S, Gruber N, Gutekunst S, Harris I, Haverd V, Houghton R A, Hurtt G, Ilyina T, Jain A K, Joetzjer E, Kaplan J O, Kato E, Klein Goldewijk K, Korsbakken J I, Landschützer P, Lauvset S K, Lefèvre N, Lenton A, Lienert S, Lombardozzi D, Marland G, McGuire P C, Melton J R, Metzl N, Munro D R, Nabel J E M S, Nakaoka S I, Neill C, Omar A M, Ono T, Peregon A, Pierrot D, Poulter B, Rehder G, Resplandy L, Robertson E, Rödenbeck C, Séférian R, Schwinger J, Smith N, Tans P P, Tian H, Tilbrook B, Tubiello F N, van der Werf G R, Wiltshire A J, Zaehle S. 2019. Global Carbon Budget 2019. Earth Syst Sci Data, 11: 1783–1838

Friedlingstein P, O'Sullivan M, Jones M W, Andrew R M, Hauck J, Olsen A, Peters G P, Peters W, Pongratz J, Sitch S, Le Quéré C, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Alin S, Aragão L E O C, Arneth A, Arora V, Bates N R, Becker M, Benoit-Cattin A, Bittig H C, Bopp L, Bultan S, Chandra N, Chevallier F, Chini L P, Evans W, Florentie L, Forster P M, Gasser T, Gehlen M, Gilfillan D, Gkritzalis T, Gregor L, Gruber N, Harris I, Hartung K, Haverd V, Houghton R A, Ilyina T, Jain A K, Joetzjer E, Kadono K, Kato E, Kitidis V, Korsbakken J I, Landschützer P, Lefèvre N, Lenton A, Lienert S, Liu Z, Lombardozzi D, Marland G, Metzl N, Munro D R, Nabel J E M S, Nakaoka S I, Niwa Y, O'Brien K, Ono T, Palmer P I, Pierrot D, Poulter B, Resplandy L, Robertson E, Rödenbeck C, Schwinger J, Séférian R, Skjelvan I, Smith A J P, Sutton A J, Tanhua T, Tans P P, Tian H, Tilbrook B, van der Werf G, Vuichard N, Walker A P, Wanninkhof R, Watson A J, Willis D, Wiltshire A J, Yuan W, Yue X, Zaehle S. 2020. Global Carbon Budget 2020. Earth Syst Sci Data, 12: 3269–3340

Friend A D, Arneth A, Kiang N Y, Lomas M, Ogée J, Rödenbeck C, Running S W, Santaren J D, Sitch S, Viovy N, Ian Woodward F, Zaehle S. 2007. FLUXNET and modelling the global carbon cycle. Glob Change Biol, 13: 610–633

Ge R, He H L, Ren X L, Zhang L, Yu G R, Smallman L T, Zhou T, Yu S Y, Luo Y Q, Xie Z Q, Wang S L, Wang H M, Zhou G Y, Zhang Q B, Wang A Z, Fan Z X, Zhang Y P, Shen W J, Yin H J, Lin L X. 2019. Underestimated ecosystem carbon turnover time and sequestration under the steady state assumption: A perspective from long-term data assimilation. Glob Change Biol, 25: 938–953

Guo H, Nativi S, Liang D, Craglia M, Wang L, Schade S, Corban C, He G, Pesaresi M, Li J, Shirazi Z, Liu J, Annoni A. 2020. Big Earth Data science: An information framework for a sustainable planet. Int J Digital Earth, 13: 743–767

Han R, Tian X. 2019. A dual-pass carbon cycle data assimilation system to estimate surface CO_2 fluxes and 3D atmospheric CO_2 concentrations from spaceborne measurements of atmospheric CO_2. Geosci Model Dev, doi:10.5194/gmd-2019-54

Hararuk O, Luo Y. 2014. Improvement of global litter turnover rate predictions using a Bayesian MCMC approach. Ecosphere, 5: art163

Hararuk O, Zwart J A, Jones S E, Prairie Y, Solomon C T. 2018. Model-data fusion to test hypothesized drivers of lake carbon cycling reveals importance of physical controls. J Geophys Res-Biogeosci, 123: 1130–1142

Hickler T, Prentice I C, Smith B, Sykes M T, Zaehle S. 2006. Implementing plant hydraulic architecture within the LPJ dynamic global vegetation model. Glob Ecol Biogeogr, 15: 567–577

Huntzinger D N, Michalak A M, Schwalm C, Ciais P, King A W, Fang Y, Schaefer K, Wei Y, Cook R B, Fisher J B, Hayes D, Huang M, Ito A, Jain A K, Lei H, Lu C, Maignan F, Mao J, Parazoo N, Peng S, Poulter B, Ricciuto D, Shi X, Tian H, Wang W, Zeng N, Zhao F. 2017. Uncertainty in the response of terrestrial carbon sink to environmental drivers undermines carbon-climate feedback predictions. Sci Rep, 7: 4765

Kaminski T, Knorr W, Schürmann G, Scholze M, Rayner P J, Zaehle S, Blessing S, Dorigo W, Gayler V, Giering R, Gobron N, Grant J P, Heimann M, Hooker-Stroud A, Houweling S, Kato T, Kattge J, Kelley D, Kemp S, Koffi E N, Köstler C, Mathieu P P, Pinty B, Reick C H, Rödenbeck C, Schnur R, Scipal K, Sebald C, Stacke T, van Scheltinga A T, Vossbeck M, Widmann H, Ziehn T. 2013. The BETHY/JSBACH carbon cycle data assimilation system: Experiences and challenges. J Geophys Res-Biogeosci, 118: 1414–1426

Keenan T F, Gray J, Friedl M A, Toomey M, Bohrer G, Hollinger D Y, Munger J W, O'Keefe J, Schmid H P, Wing I S, Yang B, Richardson A D. 2014. Net carbon uptake has increased through warming-induced changes in temperate forest phenology. Nat Clim Change, 4: 598–604

Keenan T F, Prentice I C, Canadell J G, Williams C A, Wang H, Raupach M, Collatz G J. 2016. Recent pause in the growth rate of atmospheric CO2 due to enhanced terrestrial carbon uptake. Nat Commun, 7: 13428

Lee J E, Berry J A, van der Tol C, Yang X, Guanter L, Damm A, Baker I, Frankenberg C. 2015. Simulations of chlorophyll fluorescence incorporated into the Community Land Model version 4. Glob Change Biol, 21: 3469–3477

Li D, Niu S, Luo Y. 2012. Global patterns of the dynamics of soil carbon and nitrogen stocks following afforestation: A meta-analysis.

New Phytol, 195: 172–181

Li F, Zeng X L, Song X, Tian D X, Shao P, Zhang D L. 2011. Impact of spin-up forcing on vegetation states simulated by a dynamic global vegetation model coupled with a land surface model. Adv Atmos Sci, 28: 775–788

Li X, Cheng G D, Liu S M, Xiao Q, Ma M, Jin R, Che T, Liu Q, Wang W, Qi Y, Wen J, Li H, Zhu G, Guo J, Ran Y, Wang S, Zhu Z, Zhou J, Hu X, Xu Z. 2013. Heihe watershed allied telemetry experimental research (HiWATER): Scientific objectives and experimental design. Bull Am Meteorol Soc, 94: 1145–1160

Lienert S, Joos F. 2018. A Bayesian ensemble data assimilation to constrain model parameters and land-use carbon emissions. Biogeosciences, 15: 2909–2930

Liu F, Wang L X, Li X, Huang C L. 2020. ComDA: A common software for nonlinear and non-Gaussian land data assimilation. Environ Model Software, 127: 104638

Liu M, He H, Ren X, Sun X, Yu G, Han S, Wang H, Zhou G. 2015. The effects of constraining variables on parameter optimization in carbon and water flux modeling over different forest ecosystems. Ecol Model, 303: 30–41

Liu S M, Li X, Xu Z W, Che T, Xiao Q, Ma M G, Liu Q H, Jin R, Guo J W, Wang L X, Wang W Z, Qi Y, Li H Y, Xu T R, Ran Y H, Hu X L, Shi S J, Zhu Z L, Tan J L, Zhang Y, Ren Z G. 2018. The Heihe integrated observatory network: A basin-scale land surface processes observatory in China. Vadose Zone J, 17: 180072

Liu S M, Xu Z W, Song L S, Zhao Q Y, Ge Y, Xu T R, Ma Y F, Zhu Z L, Jia Z Z, Zhang F. 2016. Upscaling evapotranspiration measurements from multi-site to the satellite pixel scale over heterogeneous land surfaces. Agric For Meteorol, 230-231: 97–113

Liu Y, Wang J, Yao L, Xi C X, Cai Z N, Yang D X, Yin Z S, Gu S Y, Tian L F, Lu N M, Daren L D. 2018. The TanSat mission: Preliminary global observations. Sci Bull, 63: 1200–1207

Luo Y, Weng E, Wu X, Gao C, Zhou X, Zhang L. 2009. Parameter identifiability, constraint, and equifinality in data assimilation with ecosystem models. Ecol Appl, 19: 571–574

Luo Y, Ogle K, Tucker C, Fei S, Gao C, LaDeau S, Clark J S, Schimel D S. 2011. Ecological forecasting and data assimilation in a data-rich era. Ecol Appl, 21: 1429–1442

Ma H Q, Ma C F, Li X, Yuan W P, Liu Z J, Zhu G F. 2020. Sensitivity and uncertainty analyses of flux-based ecosystem model towards improvement of forest GPP simulation. Sustainability, 12: 2584

Medlyn B E, Dreyer E, Ellsworth D, Forstreuter M, Harley P C, Kirschbaum M U F, Le Roux X, Montpied P, Strassemeyer J, Walcroft A, Wang K, Loustau D. 2002. Temperature response of parameters of a biochemically based model of photosynthesis. II. A review of experimental data. Plant Cell Environ, 25: 1167–1179

Mitchell S, Beven K, Freer J. 2009. Multiple sources of predictive uncertainty in modeled estimates of net ecosystem CO2 exchange. Ecol Model, 220: 3259–3270

Mosegaard K, Sambridge M. 2002. Monte Carlo analysis of inverse problems. Inverse Problems, 18: R29–R54

NOAA Earth System Research Laboratory. 2020. Carbon tracker CT2019B, doi: 10.25925/20201008

Norton A J, Rayner P J, Koffi E N, Scholze M, Silver J D, Wang Y P. 2019. Estimating global gross primary productivity using chlorophyll fluorescence and a data assimilation system with the BETHY-SCOPE model. Biogeosciences, 16: 3069–3093

Peng C H. 2000. From static biogeographical model to dynamic global vegetation model: A global perspective on modelling vegetation dynamics. Ecol Model, 135: 33–54

Peters W, Jacobson A R, Sweeney C, Andrews A E, Conway T J, Masarie K, Miller J B, Bruhwiler L M, Pétron G, Hirsch A I, Worthy D E, van der Werf G R, Randerson J T, Wennberg P O, Krol M C, Tans P P. 2007. An atmospheric perspective on North American carbon dioxide exchange: Carbon Tracker. Proc Natl Acad Sci USA, 104: 18925–18930

Peylin P, Bacour C, MacBean N, Leonard S, Rayner P, Kuppel S, Koffi E, Kane A, Maignan F, Chevallier F, Ciais P, Prunet P. 2016. A new stepwise carbon cycle data assimilation system using multiple data streams to constrain the simulated land surface carbon cycle. Geosci Model Dev, 9: 3321–3346

Pianosi F, Beven K, Freer J, Hall J W, Rougier J, Stephenson D B, Wagener T. 2016. Sensitivity analysis of environmental models: A systematic review with practical workflow. Environ Model Software, 79: 214–232

Pinnington E M, Casella E, Dance S L, Lawless A S, Morison J I L, Nichols N K, Wilkinson M, Quaife T L. 2016. Investigating the role of prior and observation error correlations in improving a model forecast of forest carbon balance using four-dimensional variational data assimilation. Agric For Meteorol, 228-229: 299–314

Quegan S, Le Toan T, Chave J, Dall J, Exbrayat J F, Minh D H T, Lomas M, D'Alessandro M M, Paillou P, Papathanassiou K, Rocca F, Saatchi S, Scipal K, Shugart H, Smallman T L, Soja M J, Tebaldini S, Ulander L, Villard L, Williams M. 2019. The European Space Agency BIOMASS mission: Measuring forest above-ground biomass from space. Remote Sens Environ, 227: 44–60

Quillet A, Peng C, Garneau M. 2010. Toward dynamic global vegetation models for simulating vegetation-climate interactions and feedbacks: Recent developments, limitations, and future challenges. Environ Rev, 18: 333–353

Rabin S S, Melton J R, Lasslop G, Bachelet D, Forrest M, Hantson S, Kaplan J O, Li F, Mangeon S, Ward D S, Yue C, Arora V K, Hickler

T, Kloster S, Knorr W, Nieradzik L, Spessa A, Folberth G A, Sheehan T, Voulgarakis A, Kelley D I, Prentice I C, Sitch S, Harrison S, Arneth A. 2017. The Fire Modeling Intercomparison Project (FireMIP), phase 1: Experimental and analytical protocols with detailed model descriptions. Geosci Model Dev, 10: 1175–1197

Ran Y H, Li X, Sun R, Kljun N, Zhang L, Wang X F, Zhu G F. 2016. Spatial representativeness and uncertainty of eddy covariance carbon flux measurements for upscaling net ecosystem productivity to the grid scale. Agric For Meteorol, 230-231: 114–127

Randerson J T, Hoffman F M, Thornton P E, Mahowald N M, Lindsay K, Lee Y H, Nevison C D, Doney S C, Bonan G, Stöckli R, Covey C, Running S W, Fung I Y. 2009. Systematic assessment of terrestrial biogeochemistry in coupled climate-carbon models. Glob Change Biol, 15: 2462–2484

Raupach M R, Rayner P J, Barrett D J, DeFries R S, Heimann M, Ojima D S, Quegan S, Schmullius C C. 2005. Model-data synthesis in terrestrial carbon observation: Methods, data requirements and data uncertainty specifications. Glob Change Biol, 11: 378–397

Rayner P J. 2010. The current state of carbon-cycle data assimilation. Curr Opin Environ Sustainability, 2: 289–296

Rayner P J, Michalak A M, Chevallier F. 2019. Fundamentals of data assimilation applied to biogeochemistry. Atmos Chem Phys, 19: 13911–13932

Reyes J J, Tague C L, Evans R D, Adam J C. 2017. Assessing the impact of parameter uncertainty on modeling grass biomass using a hybrid carbon allocation strategy. J Adv Model Earth Syst, 9: 2968–2992

Sakaguchi K, Zeng X, Leung L R, Shao P. 2016. Influence of dynamic vegetation on carbon-nitrogen cycle feedback in the Community Land Model (CLM4). Environ Res Lett, 11: 124029

Scheiter S, Langan L, Higgins S I. 2013. Next-generation dynamic global vegetation models: Learning from community ecology. New Phytol, 198: 957–969

Schimel D, Pavlick R, Fisher J B, Asner G P, Saatchi S, Townsend P, Miller C, Frankenberg C, Hibbard K, Cox P. 2015. Observing terrestrial ecosystems and the carbon cycle from space. Glob Change Biol, 21: 1762–1776

Scholz K, Hammerle A, Hiltbrunner E, Wohlfahrt G. 2018. Analyzing the effects of growing season length on the net ecosystem production of an Alpine grassland using model-data fusion. Ecosystems, 21: 982–999

Scholze M, Buchwitz M, Dorigo W, Guanter L, Shaun Q. 2017. Reviews and syntheses: Systematic Earth observations for use in terrestrial carbon cycle data assimilation systems. Biogeosciences, 14: 3401–3429

Scholze M, Kaminski T, Knorr W, Vossbeck M, Wu M, Ferrazzoli P, Kerr Y, Mialon A, Richaume P, Rodriguez-Fernandez N, Vittucci C, Wigneron J P, Mecklenburg S, Drusch M. 2019. Mean European carbon sink over 2010–2015 estimated by simultaneous assimilation of atmospheric CO_2, soil moisture and vegetation optical depth. Geophys Res Lett, 46: 13796–13803

Schürmann G J, Kaminski T, Köstler C, Carvalhais N, Voßbeck M, Kattge J, Giering R, Rödenbeck C, Heimann M, Zaehle S. 2016. Constraining a land-surface model with multiple observations by application of the MPI-Carbon Cycle Data Assimilation System V1.0. Geosci Model Dev, 9: 2999–3026

Smith K W, Reed S, Cleveland C, Ballantyne A P, Anderegg W R L, Wieder W R, Liu Y Y, Running S W. 2016. Large divergence of satellite and Earth system model estimates of global terrestrial CO_2 fertilization. Nat Clim Change, 6: 306–310

Tang J, Zhuang Q. 2009. A global sensitivity analysis and Bayesian inference framework for improving the parameter estimation and prediction of a process-based terrestrial ecosystem model. J Geophys Res, 114: D15303

Tang J Y, Zhuang Q L. 2008. Equifinality in parameterization of process-based biogeochemistry models: A significant uncertainty source to the estimation of regional carbon dynamics. J Geophys Res, 113: G04010

Thornton P E, Rosenbloom N A. 2005. Ecosystem model spin-up: Estimating steady state conditions in a coupled terrestrial carbon and nitrogen cycle model. Ecol Model, 189: 25–48

Thum T, Zaehle S, Köhler P, Aalto T, Aurela M, Guanter L, Kolari P, Laurila T, Lohila A, Magnani F, Van Der Tol C, Markkanen T. 2017. Modelling sun-induced fluorescence and photosynthesis with a land surface model at local and regional scales in northern Europe. Biogeosciences, 14: 1969–1987

Tian X, Feng X. 2019. An adjoint-free CNOP-4DVar hybrid method for identifying sensitive areas targeted observations: Method formulation and preliminary evaluation. Adv Atmos Sci, 36: 721–732

Tian X, Xie Z, Cai Z, Liu Y, Fu Y, Zhang H. 2014. The Chinese carbon cycle data-assimilation system (Tan-Tracker). Chin Sci Bull, 59: 1541–1546

Tian X, Zhang H, Feng X, Xie Y. 2018. Nonlinear least squares En4DVar to 4DEnVar methods for data assimilation: Formulation analysis and preliminary evaluation.. Mon Weather Rev, 146: 77–93

Toda M, Doi K, Ishihara M I, Azuma W A, Yokozawa M. 2020. A Bayesian inversion framework to evaluate parameter and predictive inference of a simple soil respiration model in a cool-temperate forest in western Japan. Ecol Model, 418: 108918

Vu-Bac N, Lahmer T, Zhuang X, Nguyen-Thoi T, Rabczuk T. 2016. A software framework for probabilistic sensitivity analysis for

computationally expensive models. Adv Eng Software, 100: 19–31
Wang J, Li X, Lu L, Fang F. 2013. Estimating near future regional corn yields by integrating multi-source observations into a crop growth model. Eur J Agronomy, 49: 126–140
Wang Y P, Trudinger C M, Enting I G. 2009. A review of applications of model-data fusion to studies of terrestrial carbon fluxes at different scales. Agric For Meteorol, 149: 1829–1842
Williams M, Schwarz P A, Law B E, Irvine J, Kurpius M R. 2005. An improved analysis of forest carbon dynamics using data assimilation. Glob Change Biol, 11: 89–105
Wolf A, Blyth E, Harding R, Jacob D, Keup-Thiel E, Goettel H, Callaghan T. 2008. Sensitivity of an ecosystem model to hydrology and temperature. Clim Change, 87: 75–89
Wu Z, Hugelius G, Luo Y, Smith B, Xia J, Fensholt R, Lehsten V, Ahlström A. 2019. Approaching the potential of model-data comparisons of global land carbon storage. Sci Rep, 9: 3367
Xia J, Luo Y, Wang Y P, Hararuk O. 2013. Traceable components of terrestrial carbon storage capacity in biogeochemical models. Glob Change Biol, 19: 2104–2116
Zaehle S, Sitch S, Smith B, Hatterman F. 2005. Effects of parameter uncertainties on the modeling of terrestrial biosphere dynamics. Glob Biogeochem Cycle, 19: GB3020
Zhang L, Luo Y, Yu G, Zhang L. 2010. Estimated carbon residence times in three forest ecosystems of eastern China: Applications of probabilistic inversion. J Geophys Res, 115: G01010
Zhang S P, Yi X, Zheng X G, Chen Z Q, Dan B, Zhang X Z. 2014. Global carbon assimilation system using a local ensemble Kalman filter with multiple ecosystem models. J Geophys Res-Biogeosci, 119: 2171–2187
Zhang S, Zheng X, Chen J M, Chen Z, Dan B, Yi X, Wang L, Wu G. 2015. A global carbon assimilation system using a modified ensemble Kalman filter. Geosci Model Dev, 8: 805–816
Zhou Y Z, Li D, Li X. 2019. The effects of surface heterogeneity scale on the flux imbalance under free convection. J Geophys Res-Atmos, 124: 8424–8448
Zhou Y Z, Li D, Liu H P, Li X. 2018. Diurnal variations of the flux imbalance over homogeneous and heterogeneous landscapes. Bound-Layer Meteorol, 168: 417–442
Zhu G F, Li X, Su Y H, Huang C L. 2010. Parameterization of a coupled CO_2 and H_2O gas exchange model at the leaf scale of Populus euphratica. Hydrol Earth Syst Sci, 14: 419–431
Zhu G F, Li X, Su Y H, Lu L, Huang C L. 2011. Seasonal fluctuations and temperature dependence in photosynthetic parameters and stomatal conductance at the leaf scale of Populus euphratica Oliv. Tree Physiol, 31: 178–195
Zhu G F, Li X, Su Y H, Zhang K, Bai Y, Ma J Z, Li C B, Hu X L, He J H. 2014. Simultaneously assimilating multivariate data sets into the two-source evapotranspiration model by Bayesian approach: Application to spring maize in an arid region of northwestern China. Geosci Model Dev, 7: 1467–1482
Zhu G, Li X, Ma J, Wang Y, Liu S, Huang C, Zhang K, Hu X. 2018. A new moving strategy for the sequential Monte Carlo approach in optimizing the hydrological model parameters. Adv Water Resour, 114: 164–179

(责任编委: 施建成)