

引用格式: Wang Ya'nan, Wei Jin, Tang Xuguang, *et al.* Progress of Using the Chlorophyll Fluorescence to Estimate Terrestrial Gross Primary Production[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 975-989.  
[王雅楠, 韦瑾, 汤旭光, 等. 应用叶绿素荧光估算植被总初级生产力研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 975-989.]  
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.0975

## 应用叶绿素荧光估算植被总初级生产力研究进展

王雅楠<sup>1,2</sup>, 韦瑾<sup>1,2</sup>, 汤旭光<sup>1,2</sup>, 韩旭军<sup>1,2</sup>, 马明国<sup>1,2</sup>

(1. 西南大学地理科学学院, 重庆金佛山喀斯特生态系统教育部野外科学观测研究站, 重庆 400715;  
2. 西南大学地理科学学院, 遥感大数据应用重庆市工程研究中心, 重庆 400715)

**摘要:** 日光诱导叶绿素荧光作为光能在叶片上光合作用的伴生产物, 包含丰富的光合信息, 被认为是可以表征植物光合作用的快速、无损“指示器”。叶绿素荧光在研究植物胁迫、病虫害监测、估算植被总初级生产力(Gross Primary Production, GPP)等方面发挥着独特的作用。陆地植被GPP是研究全球气候、碳循环变化、全球生态系统等的重要内容。准确、及时地掌握GPP的时空分布特征, 有利于深入理解生物圈与大气圈之间的相互作用, 可为开展减缓全球气候变化的生态过程管理提出相应建议 and 对策。相比于植被指数, 叶绿素荧光对植被光合作用的敏感程度更高, 已被证实可以更直接有效地监测GPP, 显著优于传统的GPP估算方法。深入探讨了叶绿素荧光在遥感估算GPP领域的基本原理、方法、不确定性以及最新进展, 并对其面临的挑战和未来趋势进行了分析。

**关键词:** 叶绿素荧光; 植被总初级生产力; 光合作用; 生态系统

**中图分类号:** TP79      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1004-0323(2020)05-0975-15

### 1 引言

叶绿素荧光诱导现象于1931年首次被Kautsky用肉眼观察并记录, 发现叶绿素荧光强度与CO<sub>2</sub>的固定有关, 叶绿素荧光随之逐渐成为一种与植物光合作用研究良好结合的新技术。植物叶片进行光合作用后的部分光能会以荧光的形式发射出去, 表现在红边反射区域<sup>[1]</sup>, 由于光合作用整个过程的紧密连接性, 日光诱导叶绿素荧光SIF (Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence)可贯穿光合作用的整个光反应阶段。SIF是植物内部叶绿素吸收太阳能后发出的一种长波信号<sup>[2]</sup>, 其作为光能在叶片上光合作用的伴生产物, 包含了大量光合信息, 被认为是可以良好反映植物光合作用的快速、无损“指示器”<sup>[3]</sup>。因此, 测定SIF可以直接反映叶片的光合作用效率以及光能利用效率。同时, SIF在研

究水分胁迫、氮素胁迫等与生态系统息息相关的问题上, 也发挥着重要而独特的作用<sup>[4]</sup>。

GPP是指单位时间内植被通过光合作用所固定的光合产物量或有机碳总量, 也称为总初级生产力<sup>[5]</sup>。它可以表现出一定时期内经植被自身的组织活动或贮藏物质活动而蓄积起来的有机物质的数量, 进而反映植被的固碳能力<sup>[6]</sup>。GPP可被用来对生态系统内植被的健康状态以及大气、水等资源的利用状况进行评估, 是陆地生态系统碳收支平衡的重要组成部分。由此可见, GPP直接关系到生态系统的稳定性<sup>[7]</sup>, 其影响因素复杂, 包括植被、土壤性状、太阳辐射、大气CO<sub>2</sub>浓度与温/湿度等, 对GPP的估算也相应地存在诸多困难。

而SIF因其扎实的理论基础, 已被广泛应用于植被的光合作用研究, 利用SIF遥感估算GPP成为了一种逐步兴起的新型GPP估算模型。相比于利

收稿日期: 2019-05-14; 修订日期: 2020-08-11

基金项目: 重庆市基础研究与前沿探索项目(cste2018jcyjAX0056)。

作者简介: 王雅楠(1998—), 女, 河南郑州人, 硕士研究生, 主要从事日光诱导叶绿素荧光遥感研究。E-mail: 15515986972@163.com

通讯作者: 汤旭光(1986—), 男, 河南商丘人, 教授, 博士生导师, 主要从事资源环境遥感研究。E-mail: xgtang@swu.edu.cn

用植被指数或需要借助较多辅助数据的生态模型估算 GPP,应用 SIF 进行遥感估算更为精确。当前遥感反演 SIF 算法主要基于夫琅和费暗线提取 (Fraunhofer Line Discrimination, FLD) 原理,再进一步借助 SIF-GPP 模型对 GPP 进行估算<sup>[8]</sup>。利用 SIF-GPP 模型,可以有效地判断在不同植被类型、不同太阳辐射强度、不同冠层结构等条件下,生态系统内 GPP 的时空分布和变化特征。现有的多种 SIF 产品已被成功应用于 GPP 的估算,能在多种尺度下准确模拟 GPP,为研究陆地生态系统碳循环提供了新的有效方法。

## 2 叶绿素荧光遥感反演进展

### 2.1 SIF 主要获取方法及优势

SIF 数据可以通过一系列具有高光谱分辨率的星载卫星传感器遥感测定、通量塔搭载高光谱仪测定等方法进行获取。

在遥感尺度上,荧光遥感可以分为主动式和被动式。其中,主动式荧光遥感多依赖于叶片“点”测量,需要从 400 km 的空间平台激发植物产生荧光,并不现实,因此主动式荧光遥感不适合大尺度测量<sup>[9]</sup>。被动荧光遥感则依赖于日光诱导的叶绿素荧光,可以较好地在大范围内对生态系统进行无损的监测<sup>[10]</sup>,获得较为高质量的 SIF 数据。

最早具有 SIF 观测能力的卫星传感器是欧空局搭载在大型环境监测卫星 ENVISAT 上的 SCIAMACHY 传感器,Köhler 等<sup>[11]</sup>利用该传感器提供的数据,基于数据驱动算法反演出了 2002 年至 2012 年较高精度的 SIF 数据集。日本于 2009 年 1 月发射了全球首颗温室气体观测卫星 (GOSAT),利用 TANSO-FTS 超光谱数据可以提取对植被光合作用相当敏感的 SIF 信息,其强度可以直接用来评价陆地植被 GPP<sup>[12]</sup>。欧空局搭载在卫星 MetOp-A 上的 GOME-2 传感器获取的 SIF740 数据,空间分辨率为 40 km×40 km,包括了日尺度的 L2 与月尺度空间分辨为 0.5°×0.5° 的 L3 产品。基于遥感数据,SIF 模型已逐渐扩展到全球尺度,以获取全球产品。例如 NASA 的 OCO-2 传感器实现了全球尺度 SIF 的反演,该传感器空间分辨率 1.3 km×2.25 km,提高了基于 SIF 数据相应研究的精度,该传感器每 16 天可采集到大约 800 万个全球 CO<sub>2</sub> 精确测量数据,但其空间连续性较差,在全球范围内采样受限。2016 年 12 月我国成功发射 CO<sub>2</sub> 监测卫星 (TanSat),

搭载高光谱二氧化碳检测仪 (ACGS),刘良云等<sup>[13]</sup>于 2018 年应用该数据反演了首幅全球 SIF 产品。2017 年,携带对流层臭氧检测仪 TROPOMI 的 Sentinel (哨兵)-5P 卫星发射,用于监测大气中的微量气体以及云和气溶胶信息。TROPOMI 提供了全球 2018 年 3 月到 10 月,空间分辨率为 0.2°×0.2° 的 SIF740 日产品。相比于 GOME-2 数据,TROPOMI 提高了空间分辨率;相比于 OCO-2 数据,TROPOMI 可以提供全球连续覆盖的高质量 SIF 数据集,提高了空间连续性,允许我们更好地在生态尺度上研究光合作用和 SIF<sup>[14]</sup>。

在站点尺度上,可以利用通量观测塔协同 SIF 自动观测系统同步测定 SIF 数据,例如 AUTOSIF-2-8 系统,可以实时计算 SIF 及反射率。该自动观测系统国内外均有相对成熟的产品,已经有一些研究成果,但是观测数据处理需要专业人员参与,尚无条件支撑工程化推广,因此目前还只是在部分通量观测站点开展测量工作。

SIF 包含了入射辐射和植被特性的信息,当前大多数 SIF 的研究集中于从叶片尺度到景观尺度<sup>[15]</sup>。SIF 是基于植物释放的能量,而不是反射的能量,它是光合作用光反应过程中重新释放的微弱能量<sup>[16]</sup>。相较于反射率,SIF 有其自身优势,首先,它是一个比反射率更具有生理相关性的信号,而且它直接来自植被,代表一种更精细的生理信号,并且具有昼夜动态<sup>[17]</sup>;其次,由于土壤等背景不会产生 SIF 信号,所以 SIF 受背景因素的影响较小,但基于反射信号获取的植被指数等会受到背景因素影响,而背景因素并无法反映植被的真实情况,进而会导致误差<sup>[18]</sup>。

SIF 早期在研究植物种类区分、植物胁迫、病虫害监测等方面发挥着重要的作用,近几年由于其数据质量及时空分辨率的提高,SIF 的应用范围更加广泛,已经成为环境遥感研究中一个极其重要的参数。现如今,SIF 因其对光合作用的高度敏感性,已被证实可以用来直接估算陆地生态系统 GPP,并且具有更加灵敏、快速等优点,因此将 SIF 与 GPP 融合研究已经成为目前碳循环遥感的热门领域。

SIF 遥感数据具有较多的优势,例如 SIF 遥感数据包含了丰富的光合信息,与植被的生理因素等息息相关,可以反映植被与光合作用的内在联系<sup>[19]</sup>;SIF 相比归一化植被指数 (NDVI) 或增强型植被指数 (EVI) 这些对植被生理功能和光利用效率

(LUE)的动态变化并不敏感的指数,与植被的生理过程耦合程度更高<sup>[20]</sup>;同时,与遥感植被指数相比,SIF更善于捕捉不同生物群落GPP的季节变化,尤其是在生长季的开始与结束时间<sup>[21]</sup>;最后,SIF对包

括太阳辐射、水分等影响植物生长的因素反映灵敏,可以快速反映植物生长环境的变化<sup>[22]</sup>。表1反映了三种基础的表征GPP的数据特性,突出了SIF数据的优势。

表1 测定植被GPP的基础数据特征

Table 1 Characteristics of the basic data used for GPP estimation

数据	数据获取手段	反演模型特征	与光合作用相关性	适用性	精度
SIF数据	温室气体卫星传感器、地面SIF自动观测系统获取	作为生理信号,快速而直接	相关性较强,与植被生理过程高度耦合	全球和区域均适用	精度高
植被指数数据	MODIS等光学卫星获取	无法直接反演,需要利用间接数据	无法反映瞬时光合作用,会有延时效应	对某些生态系统会存在误判	部分产品精度较差
通量站点观测数据	FLUXNET通量塔获取	预测能力差	相关性较强,直接反应光合作用固碳情况	区域性强	精度较高

## 2.2 SIF遥感反演算法进展

SIF一般在植物的红光-近红外波段进行反演。Frankenberg等基于GOSAT传感器的数据,在769.9~770.25 nm这一窄波段首次反演出全球的SIF信息<sup>[12]</sup>。Joiner等<sup>[23]</sup>基于GOME-2传感器数据,采用迭代最小二乘法拟合技术,在740 nm这一波段(SIF发射峰值)左右进行SIF的反演。OCO-2传感器则利用NASA为其提取荧光数据专门开发的IMAP-DOAS算法,在757 nm左右提取SIF。

搭载反演SIF传感器的卫星主要在晴天上午或者中午测定SIF,例如搭载GOME-2传感器的MetOp-A卫星的过境时间约为上午9:30,我国碳卫星Tan-Sat的过境时间约为下午13:30。

目前,遥感提取SIF的方法主要包括基于反射率的反演算法、基于大气辐射传输方程的反演算法和数据驱动算法。

### 2.2.1 基于反射率的SIF反演算法

通常情况下,可分别利用短波通截止滤光片和长波通截止滤光片进行SIF的提取,采用长波通滤光片测得的反射率差值光谱和采用短波通滤光片测得的反射率光谱均可等效于荧光光谱<sup>[24]</sup>。

基于反射率反演的方法,可以得到荧光强度的反射率。但该方法获得的反射率并不是一个明确的物理量,因此不如其他两种反演算法使用广泛<sup>[25]</sup>。

### 2.2.2 基于大气辐射方程的SIF反演算法

基于大气辐射方程反演主要是利用夫琅和费暗线来提取SIF。夫琅和费暗线是太阳光谱经过太阳大气和地球大气的吸收作用到达地面后,出现的宽度为0.1~10 nm的暗线<sup>[26]</sup>。在其他波段中,SIF信号明显低于其他植被反射光,但在夫琅和费吸收

暗线波段中,荧光信号相对凸显。利用SIF对夫琅和费暗线的“井”填充效果,对比填充前后的暗线深度,可以反演得到SIF。通过比较太阳入射辐照度光谱和植被冠层反射辐照度光谱中某个夫琅和费线与其相邻谱区的相对强度,即可探测出SIF强度<sup>[8]</sup>。

基于大气辐射传输方程的SIF反演算法目前多利用地面观测数据进行反演,其中较为常用的方法包括标准FLD算法、iFLD算法、3FLD算法和SFM算法。

标准FLD算法假设夫琅和费线很窄且暗线处的SIF和反射值均不变,利用SIF的填充作用,考虑夫琅和费暗线及其内外两个足够邻近的光谱波段的太阳辐照度强度和植被冠层反射辐亮度即可进行测定。吸收线内的植被冠层的SIF强度(F)如下:

$$F = \frac{L_{in} \times E_{out} - L_{out} \times E_{in}}{E_{out} - E_{in}} \quad (1)$$

其中: $E_{in}$ 与 $E_{out}$ 分别表示夫琅和费暗线和相邻谱区的太阳辐照度光谱强度, $L_{in}$ 与 $L_{out}$ 分别代表夫琅和费暗线和相邻谱区的植被冠层反射的辐亮度光谱强度<sup>[24]</sup>。

这种算法经典且简便,但是其假设条件往往不成立,暗线处的SIF和植被反射率会发生变化,而不是完全相同的,尤其是在O<sub>2</sub>-A和O<sub>2</sub>-B两个氧气吸收波段,二者会存在较大的差异<sup>[27]</sup>。标准FLD算法模型存在很大的不确定性,因此学者在其基础上改进了一系列算法,如iFLD、3FLD等。

Alonso等<sup>[27]</sup>发现了暗线处的SIF和植被反射率并不是保持不变的,假设其不变的标准FLD方法往往会导致最终结果出现问题,进一步提出了改进的

iFLD 算法。其团队对暗线内外的 SIF 和植被反射率设定了线性方程来表示,并用两个校正系数来表示二者的不同,即:

$$R_{out} = \alpha_r \times R_{in} \quad (2)$$

$$F_{out} = \alpha_F \times F_{in} \quad (3)$$

其中:  $R_{in}$  和  $R_{out}$  分别为暗线内外波段的反射率,  $F_{in}$  和  $F_{out}$  分别为暗线内外的荧光强度,  $\alpha_F$  和  $\alpha_r$  分别为暗线内外反射率和荧光强度的比值。

经过三次样条函数插值计算后可以观察得到,由于夫琅和费暗线的存在,表观反射率的曲线在暗线处明显出现一个峰值,同时,表观反射率与真实反射率的曲线形状一致,因此可用插值后的表观反射率代替真实反射率来求  $\alpha_F$  与  $\alpha_r$ , 即:

$$\alpha_r = \frac{R_{out}^*}{R_{in}} \quad (4)$$

$$\alpha_F = \alpha_r \times \frac{E_{out}}{E_{in}} \quad (5)$$

其中:  $R_{out}^*$  为夫琅和费吸收线外的表观反射率,  $R_{in}$  为经插值后得到的吸收线内的表观反射率,  $E_{in}$  为插值后得到的吸收线内的太阳辐照度。则夫琅和费吸收线内的荧光强度如下:

$$F_{in} = \frac{L_{in} \times E_{out} \times \alpha_r - L_{out} \times E_{in}}{\alpha_r \times E_{out} - \alpha_F \times E_{in}} \quad (6)$$

该算法基于高光谱数据,在结果上体现了高光谱的特殊性。iFLD 算法在原有标准 FLD 算法上更加精确,其得到的反射率与实际的反射率形状一致。但该算法针对存在噪声的模拟数据和实测的高光谱影像数据而言,稳定性较差<sup>[25]</sup>,3FLD 模型比其更加精确且稳定。

为了克服实际情况中夫琅和费暗线内外两侧波段的反射率和 SIF 值不一致的情况,有学者提出利用夫琅和费暗线内部一个波段和吸收线临近两侧的 2 个波段,共 3 个波段通过平均来减小反射率随着荧光波长的变化<sup>[28]</sup>。该方法假定 SIF 和反射率在很窄的波段范围内线性变化,用暗线临近两侧两个波段的人射辐亮度的加权平均值和反射辐亮度的加权平均值,分别代替吸收线左侧的太阳入射辐亮度和吸收线左侧的反射辐亮度<sup>[29]</sup>。

最终可以得到夫琅和费暗线内侧的荧光强度,如公式(7)~(9)所示:

$$\omega_{left} = \frac{\lambda_{in} - \lambda_{left}}{\lambda_{right} - \lambda_{left}} \quad (7)$$

$$\omega_{right} = \frac{\lambda_{right} - \lambda_{in}}{\lambda_{right} - \lambda_{left}} \quad (8)$$

$$F = \frac{L_{in} \times (\omega_{left} \times E_{left} + \omega_{right} \times E_{right}) - (\omega_{left} \times L_{left} + \omega_{right} \times L_{right}) \times E_{in}}{(\omega_{left} \times E_{left} + \omega_{right} \times E_{right}) - E_{in}} \quad (9)$$

其中:  $\omega_{left}$  和  $\omega_{right}$  分别代表暗线临近两侧两个波段所占的权重。

3FLD 能够更为准确地反演 SIF,它比 iFLD 算法更加稳定、精确,尤其是当叶绿素含量处于 10~80  $\mu\text{g}/\text{cm}^2$  区间时,3FLD 相比前两者,反演精度是最高的<sup>[30]</sup>。但因其假设荧光和反射率均线性变化的条件并不一定满足,因此也会存在误差<sup>[31]</sup>。

在任何噪声干扰的情况下,SFM 算法的精确性均高于 FLD 算法<sup>[32]</sup>。相比 FLD 算法仅利用夫琅和费暗线内外少数波段,基于地面测量数据的 SFM 的算法思想是在夫琅和费暗线附近的一个较宽的窗口范围内,基于 SIF 与反射谱线的自然光谱特性,假设荧光值与反射率均可通过一定的数学函数进行最小二乘拟合,进而进行 SIF 的反演<sup>[33]</sup>;通过模拟 FLEX 的数据, SFM 算法首次被引入卫星尺度,Coligati 等<sup>[34]</sup>继续基于 FLEX 模拟数据应用多种 SFM 算法进行了 SIF 的反演,并评价了不同算法的反演精度。

因抗噪能力强,SFM 算法被欧空局选为 FLEX 的备选算法,2016 年升级成为标准算法<sup>[35]</sup>。但是 SFM 算法同时需要进行十分严格的大气订正、散射校正等,对大气辐射传输模拟的精度要求高,因此尚未基于真实卫星数据测试。目前,基于大气辐射传输方程的反演算法在星载尺度上使用较少,卫星主要使用数据驱动算法进行 SIF 的反演。

### 2.2.3 数据驱动算法

数据驱动算法是目前大多数 SIF 产品的生产算法,尤其是星载尺度,它综合利用太阳暗线和地球暗线,很大程度上提高了 SIF 反演的效率。数据驱动算法主要包括基于 SVD(Singular Vector Decomposition)和基于 PCA(Principle Component Analysis)的 SIF 反演算法,利用 734~758 nm 或 720~758 nm 的拟合窗口,并在 740 nm 处推算 SIF<sup>[11]</sup>。SVD 算法实质上仍是运用夫琅和费暗线的“井”填充效果,它利用统计的方法同时提取了太阳暗线和地球暗线的变化特征<sup>[33]</sup>,先后被用来基于 GOSAT 卫星和 OCO-2 传感器实现 SIF 的反演。PCA 算法利用统计的方法提取了地球大气特征,简化了大气辐射传输模型,使分离大气吸收、表面反射率和荧光发射的光谱特征成为可能<sup>[23]</sup>。SVD 算法与 PCA

算法在本质上相同,均是基于统计的反演算法,但二者提取特征向量的具体算法不同。

Jonier 等<sup>[36]</sup>还开发了一种新的方法来估计红光光谱区域的 SIF,即利用相对 SIF 自由的  $O_2$ - $\gamma$  波段来约束大气在  $O_2$ -B 带内的吸收作用,使得 SIF 受  $O_2$ -B 波段内散射的影响减弱,提高了反演精度。

### 3 常用的 GPP 估算方法

当前获取 GPP 的方法很多,可以利用不同的数据和模型进行估算,结果也存在一定的差异。站点尺度 GPP 实测主要利用涡度相关法,建立在遥感数据基础上则发展了光能利用率模型、陆地生态过程

模型以及动态全球植被模型。这些算法都有自身的优越性,例如涡度算法可实现百米尺度直接连续观测,光能利用率模型计算过程简单,陆地生态过程模型贴合光合作用过程,动态全球植被模型先进且直观等。

但它们也存在缺陷,例如地面观测涡度通量需要借助一定的方法尺度外推;光能利用率模型会受到环境胁迫、不同植被功能型、输入数据不确定性等因素的影响而存在误差;生态过程模型的数据难以获取,计算过程复杂;动态全球植被模型在对陆地生态系统进行估算时,植物性状差异对环境的响应存在不确定性<sup>[37]</sup>。

表 2 常用的 GPP 估算方法

Table 2 Common methods for GPP estimation

	涡度相关法	光能利用率模型	陆地生态过程模型	动态全球植被模型
优点	百米尺度观测、精度较高	模型参数少、计算简单	贴近光合作用过程	大尺度、直观
缺点	站点依赖性强、空间代表性受限制	不同植被类型精度差异较大	参数较难获取、模型复杂	由于植物性状对环境的响应不同而存在不确定性、精度低

#### 3.1 涡度相关算法

涡度相关算法是通过连续观测大气和生态系统边界的碳交换通量,即风速脉动和待测物理量脉动的协方差来获得交换物质的湍流通量。湍流通量中包括碳通量交换,可以根据碳通量交换间接计算得出 GPP 的具体值。基于涡度相关技术建立的全球通量观测网络 FLUXNET 可以为区域尺度模型发展与验证提供基础数据支持<sup>[38]</sup>。

涡度相关技术能够连续、直接地对陆地生物圈和大气圈之间碳交换通量进行定量,在全球碳循环研究中广泛使用。但也因其站点依赖性强,无法很好地代表全球尺度,特别是在热带地区,所以区域内站点分布的代表性很重要<sup>[39]</sup>,这种算法在一定程度上受到建设和维护成本高的限制。

#### 3.2 基于遥感资料的光能利用率模型

光能利用率模型的基本原理是,当植被所处环境中的水分和土壤肥力均充足时,植被的生产能力只与其吸收的太阳辐射能量有关<sup>[40]</sup>。随着遥感技术的发展,光能利用率能适用于多种空间尺度的 GPP 估算<sup>[41]</sup>,成为目前开展区域乃至全球尺度 GPP 评价的主要方法。

基于遥感资料的光能利用率模型原理相对清楚,参数较少,计算过程简单。但是光能利用率模型依赖于各植被类型的最大光能利用率,部分植被

类型误差较大。

#### 3.3 生态过程模型估测

生态过程模型为预测陆地生态系统生产力、碳循环等变化提供了有力的模型支撑<sup>[42]</sup>。该模型可以模拟植被的光合作用、呼吸和蒸腾作用等,它模拟出植被到土壤、土壤到大气的整个生态系统的物质传输和能量交换过程,便于研究陆地生态系统与大气之间的关系,可用来估算 GPP。

该模型可以通过大叶模型、多层模型等逐渐扩展到估算植被冠层尺度的 GPP 模型,耦合光合作用过程,系统完备<sup>[43]</sup>。但是此类模型需要大量难以获取的环境参数,并且模型结构相对复杂。

#### 3.4 动态全球植被模型

动态全球植被模型是通过描述植物生理、物候等过程,来模拟气候对生态系统影响的模型。如今,动态全球植被模型已经被广泛用于模拟整个生态系统的各种生产力,对于研究生态系统碳循环平衡等过程有着重要的意义。动态全球植被模型可以在全球大尺度范围模拟生态系统 GPP,对相近物种归一化处理,再进一步计算,较为简便<sup>[44]</sup>。但该模型结果由于植物性状对环境的响应不同而存在不确定性,且其参数也无法表达植被的真实状态,模拟精度较低。

## 4 基于SIF估算GPP的不确定性与挑战

### 4.1 基于SIF估算GPP的模型

传统的GPP估算模型由于数据的庞大性或者模型本身的复杂性等,总会存在延时以及精度较低等多种问题。SIF估算GPP的模型也有自身的缺点,因为其主要依赖叶绿素这一参量进行计算,对冠层整体结构、植被生化参数和时间采样等方面考虑较少,会影响其反演精度。但由于SIF与植物光合作用的高度依赖性,它在估算GPP中更加高效准确<sup>[45]</sup>。

相关研究表明SIF在叶片<sup>[31]</sup>、植株<sup>[46]</sup>、冠层<sup>[47]</sup>和生态系统尺度<sup>[12]</sup>上均因其对光合作用过程中光反应阶段的敏感性,而与GPP存在显著的相关关系。

目前,SIF估算GPP的研究,主要基于经验模型和SCOPE过程模型两种思路。其中经验模型相比其他GPP反演模型,更简便、直接,模型过程清晰<sup>[45]</sup>。而SCOPE过程模型主要利用传感器所测得的数据进行反演,现今已将其广泛用于耦合全球生态植被的动态模型,目前作为FLUXNET团队利用通量站数据估测辐射传输过程的主要模型工具之一。

#### 4.1.1 经验模型

应用经验模型,基于SIF数据估算植被GPP,具有简单、机理清晰、准确等特点<sup>[48]</sup>。

Guanter等<sup>[49]</sup>提出,SIF中包含了光能利用率、植物实际吸收的光合有效辐射等信息,进一步可以构建估算t时刻SIF的反演模型,如下:

$$SIF(t, \lambda) = PAR(t) \times fPAR \times LUE_F(t, \lambda) \times f_{esc}(\lambda) \quad (10)$$

其中: $\lambda$ 表示光谱波长, $PAR(t)$ 是t时刻入射的光合有效辐射, $fPAR$ 是植物冠层吸收的光合有效辐射的比例, $LUE_F(t, \lambda)$ 为冠层吸收的光合有效辐射在波长 $\lambda$ 处以荧光形式发射的比例(荧光量子产量), $f_{esc}(\lambda)$ 为叶绿素发射的荧光可以逃逸出冠层的概率,受到冠层结构、土壤背景、叶片相对于太阳入射角度的方向等影响<sup>[50]</sup>。 $f_{esc}(\lambda)$ 在同一物种间也存在巨大的差异,例如会受到作物生长期的影响<sup>[51]</sup>。近红光波段的SIF逃逸概率主要受冠层散射的影响,而红光波段的SIF逃逸概率同时还与叶片内的重吸收有关<sup>[52]</sup>。量算逃逸概率需要太阳-观测几何、冠层结构参数以及叶片的光学特性三种类型的信息<sup>[53]</sup>。

一天中t时刻的GPP如下式:

$$GPP(t) = LUE_p(t) \times APAR = LUE_p(t) \times fPAR \times PAR(t) \quad (11)$$

其中:APAR是植物实际所吸收的光合有效辐射。

利用 $PAR$ 、 $fPAR$ 与GPP和SIF的关系,综合两个公式可以将GPP(t)与SIF建立关系,如下:

$$GPP(t) = SIF(t, \lambda) \times \frac{LUE_p(t)}{LUE_F(t, \lambda)} \times \frac{1}{f_{esc}(\lambda)} \quad (12)$$

经验模型的模拟过程简单而直接,并且针对冠层结构不同的植被,其斜率存在差异,可以反映出植被冠层结构影响下GPP的不同。也有研究表明,单线性模型不如双线性模型准确<sup>[54]</sup>,利用线性经验模型进行GPP的反演研究仍在不断完善。

但该模型仅描述了一天中某个时刻的瞬时GPP,求取日均GPP还需要进一步的计算。Zhang等<sup>[55]</sup>经过实验和计算发现,瞬时的GPP和日均GPP可以建立截距为0的线性回归方程,即:

$$GPP(daily) = SIF(t_0, \lambda) \times \frac{LUE_p(t_0)}{LUE_F(t_0, \lambda)} \times \frac{1}{f_{esc}(\lambda)} \times \gamma_{GPP} \quad (13)$$

其中: $\gamma_{GPP}$ 用以校正瞬时GPP与日均GPP的时间不一致,如果一个站点的 $\gamma_{GPP}$ 随时间变化很小,则表明瞬时GPP可以在时间尺度上表示日均GPP。同样,如果 $\gamma_{GPP}$ 在各个站点之间的差异很小,则表明瞬时GPP可以代表跨站点的日均GPP。

#### 4.1.2 SCOPE过程模型

SCOPE过程模型是基于PROSAIL和FLUSPECT的辐射传输模型。在SCOPE的原始版本中,荧光采用PROSPECT模型,该模型可以模拟叶片在400~2500 nm范围内的反射和透射率,并将它们作为叶片结构参数和生物化学参数的函数<sup>[56]</sup>。后来,在SCOPE 1.53版本中引入了FLUSPECT模型作为扩展,计算叶片的反射率和荧光光谱。FLUSPECT模型基于Kubelka-Munk方程,利用PROSPECT模型输出的叶片反射率和荧光数据,计算叶片被照亮部分的后向荧光和阴影侧的前向荧光的光谱<sup>[30]</sup>。但PROSAIL和FLUSPECT模型仅适用于垂直分布的均一冠层(玉米等农作物),而在复杂冠层结构(针叶林等)中精度不足。Yang等<sup>[57]</sup>发现在复杂冠层结构的落叶阔叶林中,由于强光条件下的光饱和效应,SIF与GPP的关系呈现非线性,即利用瞬时观测参数获取的SIF-GPP关系的斜率在上午比下午更陡。而Liu等<sup>[58]</sup>则发现在玉米和麦田这种垂直分布的均一冠层中,SIF与GPP在

一天中均保持较为平稳的线性关系。

利用 SCOPE 模型模拟 GPP 存在精度问题。SCOPE 模型除了利用遥感数据外,还需要利用气象数据(气温、气压、湿度等)、植被指数(LAI等)、最大羧化能力( $V_{\text{cmax}}$ )等辅助数据。 $V_{\text{cmax}}$ 、LAI、叶绿素 a+b 含量( $C_{\text{ab}}$ )、叶片倾角分布因子(LIDF<sub>a</sub>)是 SCOPE 模型估算 GPP 中影响最大的参数<sup>[30]</sup>。但 LAI 和  $C_{\text{ab}}$  参数的精度有限, LAI 的系统误差会导致反演结果不准确,  $C_{\text{ab}}$  有限的精度会导致最终估算的误差。

$V_{\text{cmax}}$  控制着固碳过程,是光合能力的关键控制参数。利用 SIF 结合 SCOPE 模型进行反演,为  $V_{\text{cmax}}$  的大小确定和季节性测量提供了一个新的指标,可进一步显著改善 GPP 和光能利用效率的模拟效果。Zhang 等<sup>[16]</sup>基于 GOME-2 的 SIF 数据,利用 SCOPE 模型反演  $V_{\text{cmax}}$ ,发现了  $V_{\text{cmax}}$  和 SIF 的高度线性相关,后又与美国 6 个作物通量塔站点生成的 GPP 数据进行对比分析,证明了测定精度的提高,但目前该方法仅在站点和区域尺度适用。

SCOPE 模型是一个一维的生物物理模型,它将光辐射和热辐射的辐射传输过程与叶片的生化过程耦合起来,可以通过计算多层冠层内辐射传输随太阳天顶角和叶片方向的变化,模拟不同观测方向的 SIF<sup>[58]</sup>。该模型利用  $C_3$  和  $C_4$  这两种不同植被类型的光合作用模型,计算植物叶片的光合作用效率及其吸收的太阳辐射所转化为荧光的比例,被广泛用于 SIF 反演 GPP 的定量研究<sup>[30]</sup>。SCOPE 模型的创新点主要在于它将叶片尺度的 SIF 模型和叶片生化模型结合起来计算植被冠层顶部的 SIF<sup>[59]</sup>。

该模型可反映出不同冠层结构下 SIF 与 GPP 的关系,进而估算 GPP,已经成为 FLUXNET 的主要工具之一。

#### 4.2 基于 SIF 估算 GPP 的不确定性

SIF 从光系统、叶片、冠层,再穿过复杂的大气层被传感器接收的过程中,受到很多因素的影响,导致 SIF 与 GPP 原本直接的关系遭到破坏。因此, SIF 估算 GPP 存在不确定性,在一定范围内解析这些不确定性的来源是至关重要的。

传感器是不确定性的来源之一。首先, SIF 卫星遥感易受传感器退化的影响, SIF 是植物自身发出的辐射,对太阳辐照度非常敏感。因此,必须对太阳辐照度进行精确的绝对校准,而传感器退化会导致校准精度降低。在所有卫星仪器中,由

于温度变化、机械磨损、颗粒附着镜片等原因,传感器的退化或多或少会发生。有研究指出,监测到的亚马逊森林区域 SIF 的减少,很可能是由 GOME-2 传感器退化引起的<sup>[60]</sup>。另一方面, SIF 卫星遥感受到时空分辨率和噪声的限制。传感器应用的 SIF 反演算法受传感器的性能影响<sup>[61]</sup>,也存在较多的不确定因素,例如拟合窗口等,制约着 SIF 精确地估算 GPP。

瞬时 SIF 与日均 GPP 尚不明确的关系,也是不确定性的来源之一。卫星测定 SIF 通常不是连续的,所以如何利用瞬时反演的 SIF 数据来代表每日在空间和时间上的总固碳量,是我们需要解决的问题,目前大部分研究仅集中在有限的站点。Zhang 等<sup>[55]</sup>在五个纬度范围较广的草原站点进行瞬时 SIF 和日均 GPP 的模拟,发现正午过境的卫星所测得的 SIF 与日均 GPP 的线性关系更突出。

冠层结构是 SIF 估算 GPP 不确定性的另一个主要来源。SIF 与 GPP 的线性关系在很大程度上受到冠层结构、叶片生化、观测条件的影响<sup>[62]</sup>。SIF 与冠层光合作用之间的关系随着植物功能类型和环境变量的不同而变化。Yang 等<sup>[63]</sup>根据机载平台收集的数据,发现不同作物类型之间,超过 76% 的 SIF 变化与冠层结构和植物生理生化的变化有关<sup>[63]</sup>。

研究表明,在一种或者多种作物占主导地位的作物密集地区,确定不同自然生态系统中的 SIF-GPP 关系,使用单一的作物定标函数可能是不合适的,至少应该推导出  $C_3$  和  $C_4$  作物的不同关系<sup>[18]</sup>。 $C_3$  和  $C_4$  的光合作用途径不同,在全球变化反馈方面存在很大的差异,是碳模型中的两种重要的植物功能类型,而 SIF 与 GPP 的关系高度依赖于植物功能类型。Yang 等<sup>[62]</sup>发现,  $C_4$  植物的 SIF-GPP 关系的斜率比  $C_3$  植物更高,这与基于多个时间尺度的实地和星载测量的发现一致<sup>[20,64]</sup>。Liu 等<sup>[64]</sup>的研究表明,  $C_3$  和  $C_4$  作物的 SIF 与 GPP 均表现出较好的线性相关性,  $C_3$  作物的 GPP 日变化在正午有一个最低值,而日变化的 SIF 信号由单峰曲线组成,在正午时 SIF 较高。 $C_4$  植物没有明显的正午低值,与 SIF 数据吻合地较好。基于我国中纬度地区半干旱草原的相关数据进行分析,证实了草地生态系统的 SIF 与 GPP 之间的关系可以用简单的线性模型来表征,但是其相关性程度低于森林和农田生态系统<sup>[65]</sup>。因此,根据不同的植物功能类型,确定相应的 SIF-

GPP 关系是很重要的。

在不同植物生长阶段对 SIF-GPP 关系的研究是有限的,尤其是针对具有更高潜在生产力和环境适应能力的  $C_4$  植物。研究玉米田发现,SIF 与 GPP 的关系在植物的不同生长阶段、不同时间尺度下会发生变化。在每天和 8 天的时间尺度下,SIF 与 GPP 在整个生长季存在很强的线性关系,而在半小时尺度下,二者呈曲线关系<sup>[51]</sup>。这说明时间分辨率降低的时候,植被的生理状态、植被生物化学、冠层结构、环境条件和观察角这些因素的影响也随之降低。SIF 与 GPP 的关系同样受环境影响,多云天气下,在 SIF 值保持恒定的同时,SIF 与 GPP 关系的斜率比晴天更大。

环境胁迫会影响 SIF 估算 GPP 过程中的 LUE (荧光量子产量)等参数。植物在不同生长阶段对环境条件的响应是不同的,环境胁迫下 SIF 与冠层光合作用的关系会发生改变,例如在严重的热胁迫条件下,SIF 无法正常追踪常绿林的光合作用<sup>[66]</sup>; Yang 等<sup>[67]</sup>发现,干旱胁迫条件下,草原生态系统的 SIF 与 GPP 的走势会出现差异;加强对各种影响植被生长的环境胁迫的研究,可为 SIF 更好地反演 GPP 创造条件。同时,SIF 信号可以作为植被胁迫状态的指标<sup>[68]</sup>,在多种植物环境胁迫中得以应用<sup>[69-70]</sup>。

基于 SIF 估算 GPP 的过程中有几个重要参数,同样影响着 SIF 与冠层光合作用之间的关系。LUE 是一个非常重要的参数,它连接生态系统对光的吸收过程和光合作用对碳的固定过程,当 LUE 信息很少时,SIF 无法正常反映冠层的光合作用。LUE 是不断变化的,并且这种变化是随着植物功能类型、物候阶段和环境条件等因素变化的<sup>[71]</sup>。LUE 的变化是在短时间尺度发生的,由于 SIF 观测中固有的噪声,LUE 的变化不易检测,所以在基于 SIF 估算 GPP 时,要考虑 LUE 的争议。 $f_{esc}$  为叶绿素发射的荧光可以逃逸出冠层的概率, $f_{esc}$  的量化对 SIF 的反演和 SIF-GPP 的关系确定十分重要,还需进一步的研究<sup>[51]</sup>。目前,只有少数研究认真考虑了  $f_{esc}$  与 SIF 的关系, $f_{esc}$  之前被视为常数<sup>[72]</sup>或通过先验假设进行计算,这些假设会进一步导致误差。 $f_{esc}$  的不同会导致 SIF 存在  $\pm 30\%$  的差异,它在解释全球范围内 SIF 的空间格局中至关重要<sup>[51]</sup>。

### 4.3 机遇与挑战

#### 4.3.1 最新研究进展

近年来,随着应用需求的不断扩大以及遥感技

术手段的进步等,国内外学者对 SIF 模型不断进行改进和完善,估算精度也在不断提高。在传感器层次,哨兵-5P 卫星携带先进的对流层臭氧监测仪 (TROPOMI) 于 2017 年 10 月发射,覆盖多个谱段,它可以同时反演红光和近红外 SIF 两个波段。TROPOMI 空间分辨率为  $7\text{ km} \times 7\text{ km}$ ,相比类似的 GOME-2 传感器,空间分辨率大大提升,新的传感器目前性能较好,受仪器退化的影响小,降低了反演的不确定性。TROPOMI 提供经过云过滤和全局网格化的,空间分辨率为  $0.2^\circ$  的 SIF 数据集,尽管 TROPOMI SIF 受制于较短的时间跨度,但仍是目前潜力较大的 SIF 产品。FLEX 是第一个专门为 SIF 测量设计的卫星任务,以增进对全球植被光合作用的季节变化的了解、指出荧光观测的潜在应用等为首要任务,可以同时或接近同时测量反射率和 SIF。FLEX 将产生  $300\text{ m} \times 300\text{ m}$  的图像,旨在监测不同空间尺度的植被<sup>[73]</sup>。计划发射的 TEMPO 可以提供北美地区每小时的 SIF 值,MTG-S 卫星上搭载的 Sentinel-4 光谱仪与地球静止碳循环观测站 (GeoCARB) 仪器分别监测欧洲和美洲,可以每天多次获取 SIF 数据。有学者将 SIF 模型与一个新兴的物候指数 PI 结合来提高模型整体精度,并捕捉冠层的光合作用季节周期,为森林中多种植被的生长期开始时间提供了可靠预测<sup>[74]</sup>。Wei 等<sup>[75]</sup>研究 OCO-2 和 GOME-2 所测得的 SIF 数据之间空间足迹、天顶角和环境标量等因素,提高 SIF 与 GPP 的相关性。来自光学遥感数据的光化学反射指数 (Photochemical Reflectance Index, PRI) 可以与 SIF 进行组合,改善估算 GPP 的精度,以更好地理解 SIF 和 GPP 之间的关系,这同时也是 FLEX 任务的下一目标<sup>[76]</sup>。Wen 等<sup>[77]</sup>建立了一个框架,以协调不同卫星传感器反演的 SIF,有助于阐明长期尺度下 SIF 与 GPP 的关系。

SIF 模型在时间尺度和空间尺度上都进行了延伸发展。SIF 遥感估算 GPP 模型易受采样时间的影响,因此在多种时间尺度上研究 SIF 与 GPP 的关系成为一大难点<sup>[28]</sup>。Paul 等<sup>[78]</sup>利用涡动协方差通量方法研究了不同时间尺度(分钟到年)和不同环境条件下 SIF 与 GPP 的关系,为针对特定生态系统 GPP 的研究提供理论支持。Miao 等<sup>[68]</sup>在对大豆进行观测后发现,SIF 与 GPP 在光照条件稳定的晴天呈现较强的线性相关,而在阴天呈渐近线关系。SIF 与 GPP 关系的相关研究推进了基于 SIF 数据的

植被物候监测,并运用在多种植被类型中,之前研究较少的常绿林也逐步得到发展,从小时到周尺度,常绿林的SIF与GPP相关性较强<sup>[79]</sup>。SIF遥感估算GPP模型的应用已经不止局限于低海拔地区,有学者已经将该模型应用到了青藏高原,结合回归模型定量研究SIF与GPP年际变化的关系,为高山生态系统的气候变化影响评价提供支持<sup>[80]</sup>。

冠层结构一直是SIF反演中的一个重要问题,利用反射率数据量化SIF冠层的散射,提供了一种新的方法来解析冠层结构和光合调节对SIF的影响。最近有相关研究为证实冠层散射和反射率的关系提供了证据,Liu等<sup>[58]</sup>发现SIF测量的双向效应类似于反射效应,Yang等<sup>[81]</sup>则推导出一个详细的SIF冠层散射与反射率的关系<sup>[81]</sup>,为区分冠层结构变化对SIF的影响做出了贡献。估算从光系统到冠层级的荧光逃逸概率是极为重要的,同时,由于红波段的SIF包含更多来自光系统II(PS II)的信息,且PS II是大多数光合作用进行的地方,Liu等<sup>[82]</sup>强调了使用红波段的SIF估算GPP的重要性。一种简单、准确估算荧光逃逸概率的方法最近被开发出来,即利用植被的近红外反射率 $NIR_v$ 与 $fPAR$ 的比值近似描述 $f_{esc}$ ,可有效消除土壤反射率的影响,可以利用广泛的光学遥感数据进行计算<sup>[53]</sup>。Zhang等<sup>[83]</sup>使用光谱不变理论,分析来自OCO-2卫星及多个站点的地面观测SIF数据,以减少冠层结构的影响,并反演得出经过结构校正的冠层SIF<sub>total</sub>,可以代表冠层光合作用中叶片的综合荧光发射值。

有关LUE的研究被提到重要地位,近年来从GOME-2仪器中提取SIF的新方法被开发出来,虽然存在噪声,但是可以提供LUE的重要附加信息。同时,新的高时空分辨率的观测技术,例如OCO-2传感器、地球静止碳循环观测站(GeoCARB)等有助于更好地检索LUE的变化,提高利用SIF反演GPP的精度。

机器学习方法被广泛应用。由于FLUXNET数据在时间和空间域<sup>[84]</sup>中的代表性,相关学者开展了FLUXCOM机器学习项目<sup>[15]</sup>,将基于FLUXNET的数据扩展到全球范围,生成FluxCOM GPP的月度产品。近期,有学者利用机器学习的方法,使用三种机器算法生成产品,可以每半小时画出一张2001~2014年间的全球光合作用、净生态系统交换和能量通量图,机器学习算法可降低全球光合作用绘图的不确定性<sup>[84]</sup>。最新的研究利

用机器学习的方法复制了GOME-2的SIF数据,达到与MODIS相一致的时间和空间分辨率<sup>[85]</sup>。

融合SIF产品得到发展,对SIF进行再分析后提高了质量。Zhang等<sup>[86]</sup>基于卫星在晴空条件下观测到的瞬时SIF来训练和验证神经网络,填补了由于OCO-2的长重访周期造成的数据在OCO-2条带与时间间隔之间存在的空间差异,使得该关系不受云相关伪影的影响。再分析后进一步生成了两个CSIF产品,包括晴空瞬时SIF和全天SIF,生成CSIF数据集,该数据集在空间和时间上是连续的。Gentine等<sup>[87]</sup>开发了一种机器学习方法,生成叶绿素吸收的生态系统光合有效辐射的产品,并与MODIS提供的光合有效辐射相乘,得到基于MODIS的重建SIF(RSIF)。RSIF在很大程度上改进了GOME-2 SIF产品,表现出比原始SIF更高的季节和年际相关性,尤其是在干旱和寒冷地区。Li等<sup>[88]</sup>基于数据驱动的方法开发了一个新的全球“OCO-2”SIF数据(GOSIF),具有高空间和时间分辨率。GOSIF具有更好的空间分辨率、全局连续覆盖和更长的记录,对于评估陆地光合作用和生态系统功能非常有价值。

SIF可以较好地反映陆地生态系统的光合作用,并与其他生态模型进行耦合。有学者据此将SIF遥感估算GPP模型与NCAR CLAM4地表模型耦合,将耦合模型所得结果与通量塔实测数据进行对比分析后,证实SIF为地表模型的一个关键参数<sup>[89]</sup>。Parazoo等<sup>[90]</sup>利用SIF分离陆地到大气的碳交换过程,将SIF模型与GEOS-Chem模型进行耦合,来研究亚马逊南部的季节碳平衡,为相关研究提供了新思路。全球的干旱问题越趋严重,有研究耦合SIF模型与SM-TWS模型,研究美国的植被-水分格局演变<sup>[91]</sup>,为干旱对植被-水分关系的影响提供了新的见解。SIF模型与这些陆地或生态系统模型的耦合,证实了SIF模型的重要性。不断发展传感器技术,提高反演SIF模型的精度,对于研究全球变化背景下的生态系统循环有着深刻的意义。

#### 4.3.2 问题与挑战

SIF遥感估算GPP有其独特的优越性,但与其他GPP估算模型一样,该模型也存在很多问题和不足,在应用方面仍然面临挑战。

(1)SIF反演困难:SIF数据的信号较弱,且受到大气吸收和散射的影响,较难获取。而且之前用来获取SIF的传感器(GOSAT、GOME-2等)最初

并不是用来估计 SIF 的,所以通常空间分辨率较低,导致获取的 SIF 存在较大的误差,且难以在小尺度上开展光合动态监测。SIF 的反演对仪器的信噪比、空间分辨率、光谱分辨率、辐射和光谱稳定性等要求较高。目前虽然从地面测站到航天平台、从区域尺度到全球尺度的 SIF 数据已经逐步发展,但是传感器技术仍存在较多问题,或多或少的传感器退化问题影响着数据质量,目前的 SIF 产品仍然存在噪声,尤其是春季或冬季,并且 SIF 的反演算法存在一定问题,有较多参数具有不确定性。

(2)对多因素综合考虑的研究少:在 SIF 反演中,日变化的植被特性、大气条件、太阳角度和冠层结构等可能是关键,但目前大多只研究其中某个特定因素对 SIF 的影响,综合多因素的影响还缺乏研究<sup>[57]</sup>。例如,Zhang 等<sup>[55]</sup>只利用基于太阳天顶角这一因素,没有考虑温度、水分胁迫等其他环境因素的昼夜变化,缺乏综合考虑。

(3)冠层结构的影响:冠层结构直接影响不同层的能量吸收和分配<sup>[55]</sup>,由于再吸收和散射作用的存在,遥感观测的冠层顶部的 SIF 通常只是总排放 SIF 的一部分,导致估算 GPP 存在误差。有效量化散射的方法仍然研究不充分,其中经验方法难推广,控制识别分离不同的散射效应也不容易。

(4)荧光卫星产品时空不连续:卫星传感器进行 SIF 的测量通常是不连续的,包括时间和空间上,在时间和空间尺度上的具体联系仍未明确,有待深入研究。针对时间不连续性,我们仍然需要了解光合作用在一天某个特定时刻的值是否可以代表每日在空间和时间尺度上的总固碳量。在落叶阔叶林<sup>[92]</sup>、玉米田<sup>[51]</sup>中观察到了 SIF 具有昼夜滞后现象,即上午值高于下午值,这种滞后现象可能会导致卫星反演 SIF 存在较大的不确定性。因此,基于获得的卫星数据,由瞬时 SIF 转换到每日 SIF 时可能会存在低估。这种低估同时受纬度的影响,导致 SIF 与 GPP 之间的空间和季节影响更为复杂。Ryu 等<sup>[93]</sup>表明 GPP 的正午值可以代表日均 GPP 或八天的 GPP,但是这些研究局限于有限的站点,并以 MODIS 的卫星过境时间为基础。但搭载测量 SIF 传感器的卫星过境时间不同,所以对不同位置的瞬时 SIF 与日均 GPP 的研究仍然不充分。

(5)不同植物功能型之间存在差异:利用 SIF 反演不同生态系统的 GPP 时,不能只基于单一的作物,应该推导出  $C_3$  和  $C_4$  作物的不同关系。但目前不

同植物功能型作物的研究仍有缺陷,尤其是考虑到复杂冠层结构影响时,其次, $C_3$  和  $C_4$  植物分布的精确信息也不充足,无法精确量化生态系统的 GPP。

(6)SIF 遥感估算 GPP 模型的局限性:经验模型会受到时间采样的影响,SCOPE 模型无法考虑冠层垂直梯度上的变化,为后续研究带来不便。SIF 遥感估算 GPP 基本上依赖于叶绿素单因素,无法完全反映植被的光合作用状态,反演估算得到的 GPP 变化规律与实际测量的 GPP 值的变化规律存在一定的差异。针对如何利用 SIF 遥感估算 GPP 的相关研究已有一定进展,但是相关机理研究仍然不充分。在很多问题上学术界未达成统一意见或仍未涉及,例如 SIF 与 GPP 的关联机理仍然不明确等。这些问题和挑战,还需要在理论和技术层面不断完善,进而为全球碳循环研究提供指导。

## 5 展望

陆地植被 GPP 对维持生态系统的碳平衡及减缓全球气候变化有着不可替代的作用。传统的 GPP 估算模型对植被的生理特征关注较少,所需参数众多、模型结构复杂,导致模拟结果有很大的不确定性。随着相关技术和理论的不完善,利用 SIF 估算 GPP 为更精确的生态系统定量研究提供了新思路。针对近年来兴起的 SIF 遥感,本文重点描述了 SIF 的反演原理,基于 SIF 估算 GPP 的方法,并与传统的 GPP 估算模型进行对比,以及该模型存在的问题和挑战。针对 SIF 数据仍然较难获取以及模型的局限性等问题,为了提高模型模拟精度并扩大荧光遥感的应用领域,建议从以下几个方面开展研究:

(1)发展新型传感器技术。由传感器获得的遥感数据是 SIF 模型的基础,而传感器的灵敏度差、老化、时空分辨率低等问题往往会导致特定研究区的数据难以获取或质量差。因此,应当大力发展卫星传感器技术,着重提高传感器的光谱分辨率和信噪比,以获取更高精度的数据。

(2)地面观测与遥感观测相结合。针对 SCOPE 模型无法反映冠层垂直分布上的特征等问题,不断提高遥感数据的精度是无法解决的,因此需要将地面通量站的观测数据与遥感观测数据相结合。近年来,有团队集成美国海洋光学公司高性能光谱仪发展了高分辨率、高灵敏度的植被荧光观测设备,搭载在通量观测塔上与碳通量数据开展同

步观测,多站点组网后可以为星载尺度上 SIF-GPP 模型的发展与验证提供高精度的验证数据,仍应在此基础上不断发展。

(3)加强模型耦合和融合 SIF 产品的生产。SIF 模型估算 GPP 基本上只依赖 SIF 要素,但植被形成 GPP 的光合作用过程还有其他因素需要考虑,往往导致反演结果出现误差。因此,不可只局限于利用 SIF 模型反演 GPP,还可将模型与其他生态系统模型耦合,优化模型关键参数,使反演结果更可靠准确。同时,应加快融合 SIF 产品的生产,对 SIF 进行再分析后可以大大提高数据的质量,是未来更好利用 SIF 进行相关研究的必由之路。

(4)延伸模型的时间和空间尺度。SIF 与 GPP 在时间和空间上具体的机理联系仍然不清晰,因此应不断扩展模型的应用尺度。在时间尺度上,加强对季节动态上的研究,充分研究瞬时 SIF 与日均 GPP 的各种关系;在空间尺度上,要考虑叶片、冠层、群落等水平上的尺度效应,充分发挥 SIF 遥感的优势。

(5)多因素综合探究。应当综合研究影响 SIF 反演 GPP 过程中的多因素,例如植物功能型、冠层结构、LUE、 $f_{esc}$  的变化等,研究多种因素叠加在一起的影响,而非只研究单因素作用下的 SIF-GPP 关系,以提高 SIF 反演 GPP 的精度。

#### 参考文献 (References):

- [1] Gitelson A A, Buschmann C, Lichtenthaler H K. Leaf Chlorophyll Fluorescence Corrected for Re-absorption by Means of Absorption and Reflectance Measurements [J]. *Plant Physiology*, 1998, 152(2-3): 283-296.
- [2] Lichtenthaler H K, Buschmann C, Rinderle U, *et al.* Application of Chlorophyll Fluorescence in Ecophysiology [J]. *Radiation and Environmental Biophysics*, 1986, 25(4): 297-308.
- [3] Genty B, Briantais J M, Baker N R, *et al.* The Relationship between the Quantum Yield of Photosynthetic Electron Transport and Quenching of Chlorophyll Fluorescence [J]. *Biochimica Biophysica Acta*, 1998, 990(1): 87-92.
- [4] Van Kooten O, Snel J F H. The Use of Chlorophyll Fluorescence Nomenclature in Plant Stress Physiology [J]. *Photosynthesis Research*, 1990, 25(4): 147-150.
- [5] Fang Jingyun, Ke Jinhu, Tang Zhiyao, *et al.* Implications and Estimations of Four Terrestrial Productivity Parameters [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2001, 25(4): 414-419. [方精云, 柯金虎, 唐志尧, 等. 生物生产力的“4p”概念、估算及其相互关系 [J]. *植物生态学报*, 2001, 25(4): 414-419.]
- [6] John R, Chen J, Lu N, *et al.* Predicting Plant Diversity based on Remote Sensing Products in the Semi-arid Region of Inner Mongolia [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5): 2018-2032.
- [7] Yuan Wenping, Cai Wenwen, Liu Dan, *et al.* Satellite-based Vegetation Production Models of Terrestrial Ecosystem: An Overview [J]. *Advances in Earth Science*, 2014, 29(5): 541-550. [袁文平, 蔡文文, 刘丹, 等. 陆地生态系统植被生产力遥感模型研究进展 [J]. *地球科学进展*, 2014, 29(5): 541-550.]
- [8] Liu Liangyun, Zhang Yongjiang, Wang Jihua, *et al.* Detecting Photosynthesis Fluorescence under Natural Sunlight based on Fraunhofer Line [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(1): 130-137. [刘良云, 张永江, 王纪华, 等. 利用夫琅和费暗线探测自然光条件下的植被光合作用荧光研究 [J]. *遥感学报*, 2006, 10(1): 130-137.]
- [9] Wang Ran, Yang Zhigang, Yang Peiqi. Principle and Progress in Remote Sensing of Vegetation Solar-induced Chlorophyll Fluorescence [J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(11): 1221-1228. [王冉, 刘志刚, 杨沛琦. 植物日光诱导叶绿素荧光的遥感原理及研究进展 [J]. *地球科学进展*, 2012, 27(11): 1221-1228.]
- [10] Garbulsky M, Filella I, Verger A, *et al.* Photosynthetic Light Use Efficiency from Satellite Sensors: From Global to Mediterranean Vegetation [J]. *Environmental and Experimental Botany*, 2014, 103: 3-11. doi: 10.1016/j.envexpbot. 2013. 10.009.
- [11] Köhler P, Guanter L, Joiner J. A Linear Method for the Retrieval of Sun-induced Chlorophyll Fluorescence from GOME-2 and SCIAMACHY Data [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2015, 8: 2589-2608. doi: 10.5194/amt-8-2589-2015.
- [12] Frankenberg C, Butz A, Toon G C. Disentangling Chlorophyll Fluorescence from Atmospheric Scattering Effects in O2A-band Spectra of Reflected Sun-light [J]. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38(3): L03801. doi: 10.1029/2010GL045896.
- [13] Du S, Liu L, Liu X, *et al.* Retrieval of Global Terrestrial Solar-induced Chlorophyll Fluorescence from TanSat Satellite [J]. *Science Bulletin*, 2018, 63(22): 1502-1512.
- [14] Köhler P, Frankenberg C, Magney T S, *et al.* Global Retrievals of Solar-induced Chlorophyll Fluorescence with TROPOMI: First Results and Intersensor Comparison to OCO-2 [J]. *Geophysical Research Letters*, 2018, 45(19): 10456-10463.
- [15] Ryu Y, Berry J A, Baldocchi D D. What is Global Photosynthesis? History, Uncertainties and Opportunities [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 223: 95-114. doi: 10.1016/j.rse.2019.01.016.
- [16] Zhang Y G, Guanter L, Berry J A, *et al.* Estimation of Vegetation Photosynthetic Capacity from Space-based Measurements of Chlorophyll Fluorescence for Terrestrial Biosphere Models [J]. *Global Change Biology*, 2014, 20(12): 3727-3742.
- [17] Zaeco-Tejeda P J, Morales A, Testi L, *et al.* Spatio-temporal Patterns of Chlorophyll Fluorescence and Physiological and

- Structural Indices Acquired from Hyperspectral Imagery as Compared with Carbon Fluxes Measured with Eddy Covariance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 133: 102-115. doi: 10.1016/j.rse.2013.02.003.
- [18] Zhang Zhaoying, Wang Songhan, Qiu Bo, *et al.* Retrieval of Sun-induced Chlorophyll Fluorescence and Advancements in Carbon Cycle Application [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(1): 37-52. [章钊颖, 王松寒, 邱博, 等. 日光诱导叶绿素荧光遥感反演及碳循环应用进展 [J]. *遥感学报*, 2019, 23(1): 37-52.]
- [19] Porcar-Castell A, Tyystjärvi E, Atherton J, *et al.* Linking Chlorophyll a Fluorescence to Photosynthesis for Remote Sensing Applications: Mechanisms and Challenges [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2014, 65(15): 4065-4095.
- [20] Wood J D, Griffis T J, Baker J M, *et al.* Multiscale Analyses of Solar-induced Fluorescence and Gross Primary Production [J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(1): 533-541.
- [21] Wagle P, Zhang Y, Jin C, *et al.* Comparison of Solar-induced Chlorophyll Fluorescence, Light-use Efficiency, and Process-based GPP Models in Maize [J]. *Ecological Application*, 2016, 26(4): 1211-1222.
- [22] Zhang Yongjiang. Studies on Passive Sensing of Plant Chlorophyll Fluorescence and Application of Stress Detection [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006. [张永江. 植物叶绿素荧光被动遥感探测及应用研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006.]
- [23] Joiner J, Guanter L, Lindstrot, R, *et al.* Global Monitoring of Terrestrial Chlorophyll Fluorescence from Moderate-spectral-resolution Near-infrared Satellite Measurements: Methodology, Simulations, and Application to GOME-2 [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2013, 6: 2803 - 2823. doi:10.5194/amt-6-2803-2013.
- [24] Zhang Yongjiang, Liu Liangyun, Wang Jihua, *et al.* Detection of Leaf Fluorescence from Reflectance Using Hyperspectrometer [J]. *Optical Technique*, 2007, 33(1): 119-123. [张永江, 刘良云, 王纪华, 等. 应用高光谱仪探测叶片反射光谱中的荧光 [J]. *光学技术*, 2007, 33(1): 119-123.]
- [25] Wang Ran, Liu Zhigang, Feng Haikuan, *et al.* Extraction and Analysis of Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence of Wheat with Ground-based Hyperspectral Imaging System [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(9): 2451-2454. [王冉, 刘志刚, 冯海宽, 等. 基于近地面高光谱影像的冬小麦日光引诱叶绿素荧光提取与分析 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(9): 2451-2454.]
- [26] Hu Jiaochan, Liu Liangyun, Liu Xinjie. Assessing Uncertainties of Sun-induced Chlorophyll Fluorescence Retrieval Using Fluor MOD Model [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(4): 594-608. [胡姣婵, 刘良云, 刘新杰. Fluor MOD模拟叶绿素荧光夫琅和费暗线反演算法不确定性分析 [J]. *遥感学报*, 2015, 19(4): 594-608.]
- [27] Alonso L, Gomez-Chova L, Vila-Frances J, *et al.* Improved Fraunhofer Line Discrimination Method for Vegetation Fluorescence Quantification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 620-624.
- [28] Maier S W, Gunther K P, Stellmes M. Sun-induced Fluorescence: A New Tool for Precision Farming [M]. Madison: American Society of Agronomy, 2003.
- [29] Damm A, Erler A, Hillen W, *et al.* Modeling the Impact of Spectral Sensor Configurations on the FLD Retrieval Accuracy of Sun-induced Chlorophyll Fluorescence [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(8): 1882-1892.
- [30] Verrelst J, Rivera J P, Van der Tol C, *et al.* Global Sensitivity Analysis of the SCOPE Model: What Drives Simulated Canopy-leaving Sun-induced Fluorescence? [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 166: 8-21. doi: 10.1016/j.rse.2015.06.002.
- [31] Meroni M, Picchi V, Rossini M, *et al.* Leaf Level Early Assessment of Ozone Injuries by Passive Fluorescence and Photochemical Reflectance Index [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(17-18): 5409-5422.
- [32] Meroni M, Busetto L, Colombo R, *et al.* Performance of Spectral Fitting Methods for Vegetation Fluorescence Quantification [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(2): 363-374.
- [33] Zhang Lifu, Wang Siheng, Huang Changping. Top-of-atmosphere Hyperspectral Remote Sensing of Solar-induced Chlorophyll Fluorescence: A Review of Methods [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(1): 1-12. [张立福, 王思恒, 黄长平. 太阳诱导叶绿素荧光的卫星遥感反演方法 [J]. *遥感学报*, 2018, 22(1): 1-12.]
- [34] Cogliati S, Verhoef W, Kraft S, *et al.* Retrieval of Sun-induced Fluorescence Using Advanced Spectral Fitting Methods [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 169: 344-357. doi: 10.1016/j.rse.2015.08.022.
- [35] Vicent J, Sabater N, Tenjo C, *et al.* FLEX End-To-End Mission Performance Simulator [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(7): 4215-4223.
- [36] Jonier J, Yoshida Y, Guanter L, *et al.* New Methods for Retrieval of Chlorophyll Red Fluorescence from Hyperspectral Satellite Instruments: Simulations and Application to GOME-2 and SCIAMACHY [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2016, 9(8): 3939-3967.
- [37] Yang Yanzheng, Wang Han, Zhu Qian, *et al.* Research Progress in Improving Dynamic Global Vegetation Models (DGVMs) with Plant Functional Traits [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2018, 63(25): 2599-2611. [杨延征, 王焱, 朱求安, 等. 植物功能性状对动态全球植被模型改进研究进展 [J]. *科学通报*, 2018, 63(25): 2599-2611.]
- [38] Yu Guirui, Fang Huajun, Fu Yuling, *et al.* Research on Carbon Budget and Carbon Cycle of Terrestrial Ecosystems in Regional Scale: A Review [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 31(19): 5449 - 5459. [于贵瑞, 方华军, 伏玉玲, 等. 区域尺度陆地生态系统碳收支及其循环过程研究进展 [J]. *生态学报*, 2011, 31(19): 5449 - 5459.]
- [39] Schimel D, Pavlick R, Fisher J B, *et al.* Observing Terrestrial Ecosystems and the Carbon Cycle from Space [J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(5): 1762-1776.
- [40] Lieth H, Whittaker R H. Primary Productivity of the Bio-

- sphere [M]. New York: Springer Berlin Heidelberg, 1975.
- [41] Keenan T F, Baker I, Barr A, *et al.* Terrestrial Biosphere Model Performance for Inter-annual Variability of Land-atmosphere CO<sub>2</sub> Exchange [J]. *Global Change Biology*, 2012, 18 (6): 1971–1987.
- [42] Yu Guirui, Sun Xiaomin. Principles of Flux Measurement in Terrestrial Ecosystems [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006.[于贵瑞,孙晓敏.陆地生态系统通量观测的原理与方法[M].北京:高等教育出版社,2006.]
- [43] Wang Z. Sunlit Leaf Photosynthesis Rate Correlates Best with Chlorophyll Fluorescence of Terrestrial Ecosystems [D]. Toronto: University of Toronto, 2014.
- [44] Piao S L, Fang J Y, Ciais P, *et al.* The Carbon Balance of Terrestrial Ecosystems in China [J]. *Nature*, 2009, 458: 1009–1013.doi: 10.1038/nature07944.
- [45] Meroni M, Rossini M, Guanter L, *et al.* Remote Sensing of Solar-induced Chlorophyll Fluorescence: Review of Methods and Application [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(10): 2037–2051.
- [46] Rossini M, Meroni M, Migliavacca M, *et al.* High Resolution Field Spectroscopy Measurements for Estimating Gross Ecosystem Production in a Rice Field [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2010, 150(9): 1283–1296
- [47] Perez-Priego O, Guan J, Rossini M, *et al.* Sun-induced Chlorophyll Fluorescence and Photochemical Reflectance Index Improve Remote Sensing GPP Estimates under Varying Nutrient Availability in a Typical Mediterranean Savanna Ecosystem [J] *Biogeosciences Discuss*, 2015, 12(14): 11891–11934.
- [48] Guan Linlin. Estimation of Gross Primary Production Using Sun-induced Chlorophyll Fluorescence [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017.[关琳琳.基于叶绿素荧光的植被总初级生产力估算[D].北京:中国科学院大学,2017.]
- [49] Guanter L, Zhang Y, Jung M, *et al.* Reply to Magnaniet al: Linking Large-scale Chlorophyll Fluorescence Observation with Cropland Gross Primary Production [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2014, 111 (25): E2511. doi: 10.1073/pnas.1406996111.
- [50] Knyazikhin Y, Schull M A, Stenberg P, *et al.* Hyperspectral Remote Sensing of Foliar Nitrogen Content [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(3): E185–E192.
- [51] Li Z H, Zhang Q, Li J, *et al.* Solar-induced Chlorophyll Fluorescence and Its Link to Canopy Photosynthesis in Maize from Continuous Ground Measurements [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 236 (1): 111420. doi: 10.1016/j.rse.2019.111420.
- [52] Liu X J, Guanter L, Liu L Y, *et al.* Downscaling of Solar-induced Chlorophyll Fluorescence from Canopy Level Photosystem Level Using a Random Forest Model [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231: 110772. doi: 10.1016/j.rse.2018.05.035.
- [53] Zeng Y L, Badgley G, Dechant B, *et al.* A Practical Approach for Estimating the Escape Ratio of Near-infrared Solar-induced Chlorophyll Fluorescence [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111209.doi: 10.1016/j.rse.2019.05.028.
- [54] Damm A, Guanter L. Far-red Sun-induced Chlorophyll Fluorescence Shows Ecosystem-specific Relationship to Gross Primary Production: An Assessment based on Observational and Modeling Approaches [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 166: 91–105. doi: 10.1016/j.rse.2019.05.028.
- [55] Zhang Z Y, Zhang Y G, Joiner J, *et al.* Angle Matters: Bidirectional Effects Impact the Slope of Relationship between Gross Primary Productivity and Sun-induced Chlorophyll Fluorescence from Orbiting Carbon Observatory-2 Across Biomes [J]. *Global Change Biology*, 2018, 24 (11): 5017–5020.
- [56] Jacquemoud S, Ustin S L, Verdebout J, *et al.* Estimating Leaf Biochemistry Using the Prospect Leaf Optical Properties Model [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56 (3): 194–202.
- [57] Yang X, Tang J W, Mustard J F, *et al.* Solar-induced Chlorophyll Fluorescence Correlates with Canopy Photosynthesis on Diurnal and Seasonal Scales in a Temperate Deciduous Forest [J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(8): 2977–2987.
- [58] Liu L Y, Liu X J, Wang Z H, *et al.* Measurement and Analysis of Bidirectional SIF Emissions in Wheat Canopies [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54 (5): 2640–2651.
- [59] Van der Tol C, Verhoef W, Timmermans J, *et al.* An Integrated Model of Soil-canopy Spectral Radiances, Photosynthesis, Fluorescence, Temperature and Energy Balance [J]. *Biogeosciences*, 2009, 6(12): 3109–3129.
- [60] Zhang Y, Joiner J, Gentine P, *et al.* Reduced Solar-induced Chlorophyll Fluorescence from GOME-2 during Amazon Drought Caused by Dataset Artifacts [J]. *Global Change Biology*, 2018, 24(6): 2229–2230.
- [61] Ji Menghao, Tang Bohui, Li Zhaoliang. Review of Solar-induced Chlorophyll Fluorescence Retrieval Methods from Satellite Data [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(3): 455–466.[纪梦豪,唐伯慧,李召良.太阳诱导叶绿素荧光的卫星遥感反演方法研究进展[J].遥感技术与应用,2019,34(3):455–466.]
- [62] Yang K G, Ryu Y, Dechant B, *et al.* Sun-induced Chlorophyll Fluorescence is More Strongly Related to Absorbed Light than to Photosynthesis at Half-hourly Resolution in a Rice Paddy [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216: 658–673. doi: 10.1016/j.rse.2018.07.008.
- [63] Yang P Q, Van der Tol C, Verhoef W, *et al.* Using Reflectance to Explain Vegetation Biochemical and Structural Effects on Sun-induced Chlorophyll Fluorescence [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231: 110996. doi:10.1016/j.rse.2018.11.039.
- [64] Liu L Y, Guan L L, Liu X J. Directly Estimating Diurnal Changes in GPP for C3 and C4 Crops Using Far-red Sun-induced Chlorophyll Fluorescence [J]. *Agricultural and Forest*

- Meteorology, 2017, 232: 1–9. doi: 10.1016/j.agrformet. 2016. 06.014.
- [65] Hao Yong, Jiang Haimei, Ye Haotian, *et al.* Application of Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence in Estimating Gross Primary Productivity of a Semi-Arid Grassland Ecosystem [J]. Journal of Inner Mongolia University (Natural Science Edition), 2020, 51(2): 154–162. [郝勇, 姜海梅, 叶昊天, 等. 日光诱导叶绿素荧光在估算半干旱草原生态系统总初级生产力中的应用 [J]. 内蒙古大学学报(自然科学版), 2020, 51(2): 154–162.]
- [66] Wieneke S, Burkart A, Cendrero-Mateo M P, *et al.* Linking Photosynthesis and Sun-induced Fluorescence at Sub-daily to Seasonal Scales [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 219: 247–258. doi: 10.1016 / j.rse.2018.10.019.
- [67] Yang J, Tian H Q, Pan S F, *et al.* Amazon Drought and Forest Response: Largely Reduced Forest Photosynthesis but Slightly Increased Canopy Greenness during the Extreme Drought of 2015/2016 [J]. Global Change Biology, 2018, 24 (5): 1919–1934.
- [68] Miao G F, Guan K Y, Yang X, *et al.* Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence, Photosynthesis, and Light Use Efficiency of a Soybean Field from Seasonally Continuous Measurements [J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2018, 123(2): 610–623.
- [69] Dong Bin, Lan Laijiao, Huang Yongfang, *et al.* Effects of Drought Stress on Photosynthetic Pigments and Chlorophyll Fluorescence Characteristics in Leaves of Camellia Oleifera [J]. Non-wood Forest Research, 2020, 38(3): 16–25. [董斌, 蓝来娇, 黄永芳, 等. 干旱胁迫对油茶叶片叶绿素含量和叶绿素荧光参数的影响 [J]. 经济林研究, 2020, 38(3): 16–25.]
- [70] Pinto F, Celesti M, Acebron K, *et al.* Dynamics of Sun-induced Chlorophyll Fluorescence and Reflectance to Detect Stress-induced Variations in Canopy Photosynthesis [J]. Plant, Cell & Environment, 2020, 43(7): 1637–1654.
- [71] Gentile P, Alemohammad S. Reconstructed Solar-Induced Fluorescence: A Machine Learning Vegetation Product based on MODIS Surface Reflectance to Reproduce GOME-2 Solar-Induced Fluorescence [J]. Geophysical Research Letters, 2018, 45(7): 3136–3146.
- [72] Guanter L, Zhang Y G, Jung M, *et al.* Global and Time-resolved Monitoring of Crop Photosynthesis with Chlorophyll Fluorescence [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2014, 111(14): E1327–E1333.
- [73] Drusch M, Moreno J, Bello U D, *et al.* The Fluorescence Explorer Mission Concept – ESA’s Earth Explorer 8 [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55(3): 1273–1284.
- [74] Lu X C, Cheng X, Li X L, *et al.* Seasonal Patterns of Canopy Photosynthesis Captured by Remotely Sensed Sun-induced Fluorescence and Vegetation Indexes in Mid-to-high Latitude Forests: A Cross-platform Comparison [J]. Science of the Total Environment, 2018, 644: 439–451.
- [75] Wei X X, Wang X F, Wei W, *et al.* Use of Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence Obtained by OCO-2 and GOME-2 for GPP Estimates of the Heihe River Basin, China [J]. Remote Sensing, 2018, 10(12): 2039. doi: 10.3390/rs10122039.
- [76] Wang X P, Chen J M, Ju W M. Photochemical Reflectance Index (PRI) Can be used to Improve the Relationship between Gross Primary Productivity (GPP) and Sun-induced Chlorophyll Fluorescence (SIF) [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 246: 111888. doi: 10.1016/j.rse.2020.111888.
- [77] Wen J, Köhler P, Duveiller G, *et al.* A Framework for Harmonizing Multiple Satellite Instruments to Generate a Long-term Global High Spatial-resolution Solar-induced Chlorophyll Fluorescence (SIF) [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 239: 111644. doi: 10.1016/j.rse.2020.111644.
- [78] Paul-Limoges E, Damm A, Hueni A, *et al.* Effect of Environmental Conditions on Sun-induced Fluorescence in a Mixed Forest and a Cropland [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 219: 310–323. doi: 10.1016/j.rse.2018.10.018.
- [79] Zhou Lei, Chi Yonggang, Liu Xiaotian, *et al.* Land Surface Phenology Tracked by Remotely Sensed Sun-induced Chlorophyll Fluorescence in Subtropical Evergreen Coniferous Forests [J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(12): 1–12. [周蕾, 迟永刚, 刘啸添, 等. 日光诱导叶绿素荧光对亚热带常绿针叶林物候的追踪 [J]. 生态学报, 2020, 40(12): 1–12.]
- [80] Chen S L, Huang Y F, Gao S, *et al.* Impact of Physiological and Phenological Change on Carbon Uptake on the Tibetan Plateau Revealed through GPP Estimation based on Space Borne Solar-induced Fluorescence [J]. Science of The Total Environment, 2019, 663: 45–59. doi: 10.1016/j.scitotenv. 2019.01.324.
- [81] Yang P Q, Van der Tol C. Linking Canopy Scattering of Far-red Sun-induced Chlorophyll Fluorescence with Reflectance [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209: 456–467. doi: 10.1016/j.rse.2018.02.029.
- [82] Liu X J, Liu L Y, Hu J C, *et al.* Improving the Potential of Red SIF for Estimating GPP by Downscaling from the Canopy Level to the Photosystem Level [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 281: 107846. doi: 10.1016/j.agrformet.2019.107846.
- [83] Zhang Z Y, Zhang Y G, Porcar-Castell A, *et al.* Reduction of Structural Impacts and Distinction of Photosynthetic Pathways in a Global Estimation of GPP from Space-borne Solar-induced Chlorophyll Fluorescence [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 240: 111722. doi: 10.1016/j.rse. 2020. 111722.
- [84] Papale D, Black T A, Carvalhais N, *et al.* Effect of Spatial Sampling from European Flux Towers for Estimating Carbon and Water Fluxes with Artificial Neural Networks [J]. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2015, 120(10): 1941–1957.
- [85] Bodesheim P, Jung M, Gans F, *et al.* Unscaled Diurnal Cycles of Land – atmosphere Fluxes: A New Global Half-hourly Data Product [J]. Earth System Science Data, 2018, 10: 1327–1365. doi: 10.5194/essd-10-1327-2018.

- [86] Zhang Y, Joiner J, Alemohammad S H, *et al.* A Global Spatially Continuous Solar Induced Fluorescence (CSIF) Dataset Using Neural Networks [J]. *Biogeosciences Discussions*, 2018, 15(19): 5779–5800.
- [87] Gentile P, Alemohammad S H. Reconstructed Solar-induced Fluorescence: A Machine Learning Vegetation Product based on MODIS Surface Reflectance to Reproduce GOME-2 Solar-induced Fluorescence [J]. *Geographical Research Letters*, 2018, 45(7): 3136–3146.
- [88] Li X, Xiao J F. A Global, 0.05-Degree Product of Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and Reanalysis Data [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 517–530.
- [89] Lee J, Berry J A, Van der Tol C, *et al.* Simulations of Chlorophyll Fluorescence Incorporated into the Community Land Model Version 4 [J]. *Global Change Biology*, 2016, 21(9): 3469–3477.
- [90] Parazoo N C, Bowman K, Frankenberg C, *et al.* Interpreting Seasonal Changes in the Carbon Balance of Southern Amazonia Using Measurements of XCO<sub>2</sub> and Chlorophyll Fluorescence from GOSAT [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40(11): 2829–2933.
- [91] Geruo A, Velicogna I, Kimball J S, *et al.* Satellite-observed Changes in Vegetation Sensitivities to Surface Soil Moisture and Total Water Storage Variations Since the 2011 Texas Drought [J]. *Environmental Research Letters*, 2017, 12: 054006. doi: 10.1088/1748-9326/aa6965.
- [92] Gu L H, Wood J D, Chang Y Y, *et al.* Advancing Terrestrial Ecosystem Science with a Novel Automated Measurement System for Sun-induced Chlorophyll Fluorescence for Integration with Eddy Covariance Flux Networks [J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2018, 124(1): 127–146.
- [93] Ryu Y, Baldocchi D D, Black T A, *et al.* On the Temporal Upscaling of Evapotranspiration from Instantaneous Remote Sensing Measurements to 8-day Mean Daily-sums [J]. *Journal of Agricultural Metrology*, 2012, 152: 212–222.

## Progress of Using the Chlorophyll Fluorescence to Estimate Terrestrial Gross Primary Production

Wang Ya'nan<sup>1,2</sup>, Wei Jin<sup>1,2</sup>, Tang Xuguang<sup>1,2</sup>, Han Xujun<sup>1,2</sup>, Ma Mingguo<sup>1,2</sup>

(1. *Chongqing Jinpo Mountain Field Scientific Observation and Research Station for Karst Ecosystem, Ministry of Education, School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, China;*

2. *Chongqing Engineering Research Center for Remote Sensing Big Data Application, School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, China*)

**Abstract:** As an accompanying product of the photosynthesis of leaves, solar-induced chlorophyll fluorescence contains abundant photosynthetic information, so it is considered as a fast and non-destructive indicator that can well reflect the photosynthesis of plants. Chlorophyll fluorescence plays a unique role in studying plant stress, monitoring plant diseases and insect pests, and also estimating the gross primary production. Gross Primary Production (GPP) is an important part of the researches on global climate, carbon cycle change and the global ecosystem. Grasping the spatial and temporal distribution characteristics of GPP accurately and timely is conducive to an in-depth understanding of the interactions between biosphere and atmosphere. It can provide corresponding suggestions and policies for the ecological process management of global climate change mitigation. Compared with vegetation index, chlorophyll fluorescence is more sensitive to photosynthesis, which has been proved to be a more direct estimation method of GPP. The chlorophyll fluorescence model has significant advantages over other traditional estimation methods. It is of profound importance to discuss the basic principle, methods, uncertain, latest breakthrough, the challenges and future trend of solar-induced chlorophyll fluorescence in the field of remote sensing estimation of GPP.

**Key words:** Chlorophyll fluorescence; Gross Primary Production (GPP); Photosynthesis; Ecosystem