

卫星日光诱导叶绿素荧光遥感十年研究进展

张永光, 吴霖升, 章钊颖

南京大学 国际地球系统科学研究所, 南京 210023

摘要: 自2013年以来, 日光诱导叶绿素荧光(SIF)卫星遥感技术及研究快速发展, 成为全球生态监测、碳循环研究以及农业生产力评估中的重要手段。SIF能直接反映植物的光合作用动态变化, 弥补了传统植被指数只能表征“潜在光合作用”的不足。本文系统综述了自2013年全球卫星SIF遥感反演技术发展的关键进展, 重点探讨了SIF在总初级生产力(GPP)估算、植被物候及胁迫监测、农作物产量监测等领域的应用。特别是近年来, 随着我国在SIF遥感领域载荷技术的突破, 如“句芒号”卫星的发射和SIF数据的应用扩展, SIF技术在空间分辨率和反演精度上取得了显著提升。本文进一步展望了SIF遥感在模型优化、SIF-GPP关系机理、跨尺度观测与数据融合、大气校正及极端气候响应等方面的挑战与未来发展方向。SIF作为植被光合作用的直接探针, 未来将在全球变化和碳循环动态研究中发挥更为重要的作用。

关键词: 卫星日光诱导叶绿素荧光, GPP模拟, 碳循环监测, 植被物候监测, 植被胁迫监测

中图分类号: P2

引用格式: 张永光, 吴霖升, 章钊颖. 2025. 卫星日光诱导叶绿素荧光遥感十年研究进展. 遥感学报, 29(6): 2162–2187

Zhang Y G, Wu L S and Zhang Z Y. 2025. Satellite solar-induced chlorophyll fluorescence remote sensing: A decade of development. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 2162–2187 [DOI: 10.11834/jrs.20254582]

1 引言

自2013年以来, 卫星日光诱导叶绿素荧光SIF (Solar-induced chlorophyll fluorescence) 是迅速发展的新型植被遥感方法, 能够直接探测植被生理过程和光合作用的动态变化, 已成为植被遥感领域最具突破性和前瞻性的研究前沿之一, 为陆地生态系统监测提供了新思路和新手段。SIF是自然光照条件下光合色素吸收太阳辐射后, 由植物的光合作用中心发射的650—800 nm波段范围的光谱信号, 在红光(685 nm左右)和近红外(740 nm左右)波段有两个波峰, 能直接反映植被实际光合作用的动态变化 (Porcar-Castell等, 2014)。尽管叶绿素荧光仅占吸收的太阳辐射的0.5%—2%, 信号非常微弱, 但过去十年间, SIF遥感技术的显著进步和全球科学界的广泛关注, 极大地推动了其成为监测全球植被动态的关键工具, 为理解和应对气候变化提供了宝贵的新视角和数据支持。

自Frankenberg等(2011)基于日本温室气体观测卫星(GOSAT)首次实现全球尺度的SIF反演以来, 卫星SIF研究迅速成为全球科学界关注的热点。随后, 欧洲航天局(ESA)的SCIAMACHY、GOME-2、TROPOMI和美国航天局(NASA)的OCO-2/3等传感器等也实现了SIF的全球反演 (Joiner等, 2011, 2012; Frankenberg等, 2014; Köhler等, 2018, 2020; Taylor等, 2020), 显著推动了植被叶绿素荧光遥感技术的发展和應用。表1列举了国际上具有SIF探测潜力的主要卫星传感器及相关性能指标。

近年来, 随着中国卫星遥感技术的不断发展, 中国自主发射的多颗搭载超光谱载荷的卫星也具备了SIF探测潜力。包括2016年12月发射的中国首颗大气CO₂观测科学实验卫星“TanSat”、2017年11月发射的气象卫星“FY-3D”, 以及2018年5月发射的高光谱卫星“GF-5”, 这3颗卫星均搭载了可用于SIF反演的相关载荷。2018年, Du等

收稿日期: 2024-12-24; 预印本: 2025-05-09

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42125105, 42471405); 江苏省自然科学基金(编号:BK20240068)

第一作者简介: 张永光, 研究方向为全球变化遥感和植被叶绿素荧光遥感等。E-mail: ygz@nju.edu.cn

通信作者简介: 章钊颖, 研究方向为植被定量遥感和植被叶绿素荧光遥感。E-mail: zhaoying_zhang@nju.edu.cn

(2018) 基于改进的数据驱动算法，精确拟合大气辐射传输特性，首次实现了基于国产卫星的全球叶绿素荧光反演。2022 年，中国发射了世界首颗专为森林碳汇主被动联合观测设计的陆地生态系统碳监测卫星“句芒号”，搭载了全球首个专用于叶绿素荧光探测而设计的超光谱探测器。该传感器将对地探测空间分辨率提升至 300 m，大幅超越国际主流叶绿素荧光产品数公里级的空间分辨率，

极大地提升了其在 SIF 精细制图的应用潜力。得益于这些技术突破，卫星 SIF 反演及其在陆地生态系统碳水循环研究中的应用发展迅猛，多篇里程碑式的研究相继在 Nature、Science、PNAS 等顶级期刊上发表（Guanter 等，2014；Sun 等，2017）。鉴于此，有必要对近年来 SIF 研究的关键进展进行梳理与总结，为后续研究和应用提供参考。

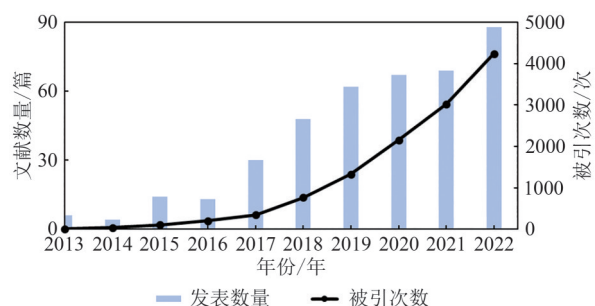
表 1 具有日光诱导叶绿素荧光反演潜力的主要卫星传感器及相关性能指标
Table 1 Major satellite sensors with potential for SIF retrieval and their relevant performance metrics

传感器	数据起止时间	像元大小/km	时间分辨率	过境时间	光谱范围/nm	光谱分辨率/nm	幅宽/km	信噪比
GOME	1995-06—2011-07	40×320	3 d	10:30 am	595—793	0.33	960	200—300
SCIAMACHY	2003-01—2012-07	30×240	3 d	10:00 am	650—790	0.5	240	1000—10000
GOME-2	2007-01—至今	40×80(2013 年以后 40×40)	1.5 d	9:30 am	650—790	0.5	1920	300—500
OCO-2	2014-07—至今	1.3×2.3	16 d	1:30 pm	757—775	0.042	10.3	400
TanSat	2016-12—至今	2.0×2.0	16 d	1:30 pm	758—778	0.044	20	360
TROPOMI	2017-10—至今	7.0×3.5(2019 年以后 5.0×3.5)	1 d	1:30 pm	758—778	0.5	2600	450
FY-3D	2017-11—至今	10(直径)	6 d	2:00 pm	750—771	0.05	2250	
GF-5	2018-05—至今	10.3(直径)	2 d	1:30 pm	759—769	0.035	1850	
GOSAT-2	2018-11—至今	9.7(直径)	6 d	1:00 pm	755—772	0.025	903	400—450
OCO-3	2019-05—至今	1.6×2.2	16 d	1:30 pm	757—775	0.025	11	400
TECIS-1	2022-08—至今	2.0×2.0	59 d	10:30 am	670—780	0.3	34	127—450
TEMPO	2023-4—至今	2×4.5	逐时	—	540—740	0.6	—	
FLEX*	~2025	0.3×0.3	~27 d	10:00 am	500—780	0.3-2.0	150	450+
MicroCarb*	~2025	4.5×9	21 d	10:30 am	758—769	0.03	13.5	
Sentinel 4*	~2025	8×8	逐时	—	750—775	0.12	—	
CO ₂ M*	~2025	2×2	—	11:30 am	747—773	0.12	>250	400+
Tansat-2*	~2026	1×1	—	—	747—773	0.12	1000	400

注：*代表计划发射的卫星。

章钊颖等（2019）的综述论文系统介绍了卫星 SIF 反演及其在碳循环领域的应用进展；吴霖升等（2022）主要回顾了近十年来 SIF 的“星空地”一体化观测技术的发展及其在生态领域的应用；彭金龙等（2021）综述论文则聚焦于 SIF 在监测植被环境胁迫（如水分和温度胁迫）方面的研究案例，强调了 SIF 在理解植被生理状态及其环境适应性中的重要作用；詹春晖等（2020）综述了 SIF 辐射传输模型研究进展，李朝晖等（2021）详细探讨了植被冠层 SIF 塔基观测系统的发展及其技术规范，并介绍了基于棱镜的自动观测系统 SIFprism，

但对 SIF 观测结果在不同空间尺度上的应用及其与环境胁迫耦合机制的深入综述仍有所欠缺。本文通过对 2013 年以来卫星 SIF 相关文献进行了统计分析（图 1），结果表明，近年来，卫星 SIF 遥感在全球碳循环监测中的应用受到越来越多学者的关注。本文聚焦于 2013 年以来 SIF 在植被冠层辐射传输理论、陆地生态系统碳水循环、物候和胁迫监测等方面的研究进展进行述评。通过系统梳理这些领域的研究进展，本文旨在为未来 SIF 研究和应用提供更加全面的参考与启发。



(以 Satellite solar induced chlorophyll fluorescence, Satellite sun induced chlorophyll fluorescence, 为主题在 Web of Science 中检索, 2024 年 11 月 1 号)

图1 2013年以来每年卫星SIF遥感发表文献数量及被引次数

Fig. 1 Annual publication volume and citation counts of satellite SIF remote sensing literature since 2013 (Retrieved from Web of Science using the keywords “Satellite solar induced chlorophyll fluorescence” and “Satellite sun induced chlorophyll fluorescence,” as of November 1, 2024)

2 卫星SIF遥感反演的基本原理

2.1 卫星SIF遥感反演原理简介

太阳辐射经过大气传播到地表后, 通过地表反射进入卫星传感器, 过程中需考虑大气吸收、云层和气溶胶的影响 (Alonso等, 2018; Marrs等, 2021)。传感器接收到的能量主要包括: (1) 太阳辐射经过大气层后照射到地表, 并由地表反射回传感器的能量; (2) 太阳辐射通过大气散射或反射后到达传感器的能量; (3) 目标物体发射的荧光经过大气传输后到达传感器的能量 (杜珊珊, 2020; Sabater等, 2021; 倪卓娅等, 2021)。

在地表接收到的大气层的辐亮度信号为 (Guanter等, 2007)

$$L_{\text{TOA}} = L_0 + \frac{\left((E_{\text{dir}}\mu_{il} + E_{\text{dif}})\frac{\rho_s}{\pi} + \mu_v F_s \right) T_1}{1 - S\rho_s} \quad (1)$$

式中, L_0 为大气程辐射亮度, $E_{\text{dir}}\mu_{il}$ 和 E_{dif} 分别为到达地表的直射太阳辐射能量和散射太阳辐射能量, S 为大气球面反照率, ρ_s 为地表反射率, F_s 为冠层的荧光辐照度, μ_v 为观测天顶角的余弦值, T_1 为大气上行透射率。式中的参数 (如 $E_{\text{dir}}\mu_{il}$ 、 E_{dif} 、 T_1) 可通过大气辐射传输模型 (如 6S、MODTRAN 等) 进行模拟, 这些参数与水汽含量、太阳天顶角、地表高程等因素密切相关。

卫星遥感反演 SIF 的算法起源于夫琅禾费暗线提取算法 FLD (Fraunhofer Line Discrimination)

(Plascyk, 1975), Guanter 等 (2007) 利用环境卫星 ENVISAT (Environmental Satellite) 采用 FLD 算法首次实现了卫星 SIF 的反演, 但是该算法需要精确的大气校正, 未应用于全球尺度。目前基于卫星数据的 SIF 反演方法可分为两类: 基于物理模型的算法与基于数据驱动的算法。基于物理模型的算法通常以大气辐射传输机理或简化的物理模型为基础进行构建和发展。这类算法通常形式简单, 但反演精度依赖于对辐射传输方程及大气状态描述的准确程度, 容易产生系统误差 (Köhler 等, 2015a)。基于物理模型的算法反演结果受到大气效应的影响较大, 往往需要结合大气校正算法 (如一步法或两步法) 进一步改善反演的精度 (Mohammed 等, 2019; Belwalkar 等, 2022)。相较而言, 基于数据驱动的算法包括主成分分析 PCA (Principal Component Analysis) (Liu 和 Liu, 2015)、奇异值分解 SVD (Singular Value Decomposition) (Guanter 等, 2012)、机器学习 (Scodellaro 等, 2022) 等, 这类算法依赖于数据本身的统计特征, 能够降低对大气辐射传输模拟和传感器光谱分辨率的依赖, 提升了算法的运行效率, 但算法精度会受到训练集、反演参数选取的影响 (Sun 等, 2021)。目前, 基于数据驱动的方法在星载 SIF 反演里得到了广泛应用, 已有研究基于此类算法构建出一系列 SIF 卫星反演产品 (Joiner 等, 2019; Kooreman 等, 2020; Guanter 等, 2021)。

2.2 光系统SIF激发及其辐射传输原理

光系统 SIF 的激发量由光系统 II (PSII) 和光系统 I (PSI) 共同贡献, 受光合色素浓度 (p)、荧光发射光谱形状函数 (S_I 和 S_{II})、光合色素的总有效吸收截面 (σ) 以及激发辐照度 (I) 等因素影响 (图 2)。冠层总激发荧光 (F_{total}) 是通过整合冠层深度范围内的叶片荧光贡献计算得出的。然而, 传感器观测到的 SIF 仅是 F_{total} 的一部分, 经过冠层内的吸收、散射以及土壤反射等过程后才逃逸到冠层顶部或底部。逃逸概率 ($\varepsilon_{\uparrow}$ 和 $\varepsilon_{\downarrow}$) 描述了 SIF 光子从冠层深度 L 处逃逸到顶部或底部的可能性, 并随着冠层深度变化。实际观测的 SIF 信号还受到冠层结构、光照条件和叶片光合作用动态的调节。此外, 非光化学猝灭 (NPQ) 和光系统的氧化还原状态 (q_{LII} 、 q_{LII} 、 q_7) 共同影响荧光量子效率 (Φ_{FII} 和 Φ_{FI})。这些参数通过调节热耗散、线

性和环状电子传递，响应环境变化如光强、温度和 CO_2 浓度，从而影响SIF的发射动态。冠层的垂直梯度，例如光强度和光谱组成的变化，也会显著影响PSII和PSI对SIF的相对贡献。例如，冠层深处富含远红光，增强了PSI的作用，导致PSI对

SIF贡献的增加。这种空间梯度的影响，结合冠层结构和叶片特性的异质性，进一步调节了SIF的垂直分布及其传输过程。更详细内容可见Sun等(2023)的综述。

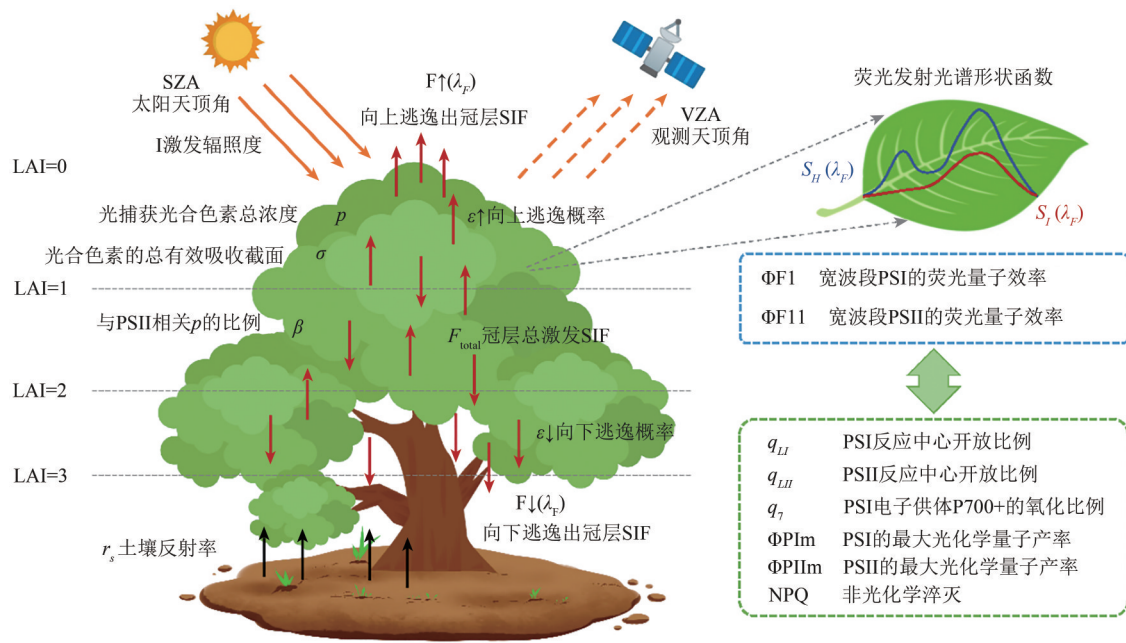


图2 叶绿素荧光激发及其辐射传输原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of chlorophyll fluorescence excitation and its radiative transfer process

2.2 卫星SIF遥感反演的影响因素

2.2.1 传感器信噪比

SIF信号较为微弱，易受到大气散射、吸收及背景噪声的干扰，因此信噪比SNR (Signal-to-Noise Ratio) 成为决定SIF数据质量和应用精度的关键因素之一。目前，OCO-2、OCO-3、TROPOMI、GOME-2、GOSAT、TanSat以及“句芒号”等卫星平台在反演SIF信号时均面临SNR问题。OCO-2和OCO-3具备高光谱分辨率的传感器，能够提供高精度的SIF反演，尤其在天顶观测模式下，其信噪比较好。然而，在低太阳高度角及复杂大气条件下，信号质量会显著下降。OCO-3借助“区域扫描模式”的多角度观测，扩展了SIF的空间覆盖范围，但在复杂天气条件下，SNR仍会降低 (Frankenberg等，2014)。TROPOMI以较高的空间和时间分辨率捕获大范围的SIF数据，但在高太阳天顶角 (SZA) 和观测天顶角 (VZA) 条件下，SNR显著降低。通过多光谱融合和大气校正技术，TROPOMI的SIF数据可靠性可以得到提高 (Köhler

等，2018)。GOME-2由于光谱分辨率较低，信噪比较其他卫星更差，特别是在复杂植被和高SZA条件下，背景噪声显著增加 (Köhler等，2015b)。GOSAT虽采用固定视角观测以减少角度变化带来的影响，但其在低光照条件下，信噪比依然较低 (Joiner等，2012)。TanSat作为中国的首颗二氧化碳观测卫星，具备反演SIF信号的能力，但在高纬度和复杂大气条件下，同样面临信噪比问题 (Du等，2018)。“句芒号”搭载的超光谱载荷具备较高的光谱分辨率，在一般观测条件下表现出良好的信噪比 (Du等，2022)。然而，在极端观测条件下，其观测精度仍需通过改进大气校正及多源数据融合技术进一步提升。为提升SIF数据的信噪比，各卫星平台广泛应用辐射传输模型、大气校正及多光谱融合技术，显著改善了SIF信号的反演精度。未来研究应继续优化卫星传感器的光谱分辨率和灵敏度，进一步提升SIF数据的时空分辨率，以满足全球光合作用监测和碳循环研究的需求。

2.2.2 SIF 观测方向性效应

SIF 的方向性效应是指因观测几何条件（包括太阳角度和传感器观测角度）变化导致的 SIF 信号差异。卫星观测的几何条件主要由 SZA、VZA 和相对方位角（RAA）组成。SIF 信号在不同观测几何条件下的显著差异，主要由冠层内光的散射与吸收机制所致。叶片的朝向、冠层结构、太阳入射角等因素均会影响光子在植被冠层中的传输路径，从而改变 SIF 信号的逃逸概率。在较小的 SZA 条件下，更多的阳光直接到达植被冠层的上层，使得 SIF 的逃逸概率较高。而随着 SZA 增大，光子进入冠层的角度变得更大，更多的光被散射和吸收，从而减少了 SIF 的逃逸（Joiner 等，2020；Zhang 和 Zhang，2023）。此外，VZA 的变化也对 SIF 有类似的影响。当传感器的观测角度较小时，所捕捉的 SIF 信号更接近实际的冠层发射，而随着观测角度增大，植被冠层结构效应逐渐对 SIF 信号产生干扰（Zhang 等，2018，2020a）。多颗卫星平台（如 OCO-2、OCO-3、TROPOMI、GOME-2 和 GOSAT）在捕捉 SIF 信号时，均受到方向效应的影响。因此，如何校正方向性效应对观测结果的干扰，是当前卫星 SIF 研究的重要任务。

为解决方向性效应所带来的观测误差，OCO-2、OCO-3、TROPOMI 等卫星平台提供了多角度的观测数据，使得方向性效应的研究具备了更深入的分析基础。以 OCO-2/3 的“区域扫描模式”SAM（Snapshot Area Mapping）为例，该模式能够在较短时间内获取同一区域的多角度观测数据，通过多角度分析，有效减少了几何条件变化对 SIF 强度的影响（Taylor 等，2020；Doughty 等，2022）。TROPOMI 与 GOME-2 通过大视角观测（VZA 最大可达 60° ），在不同的 SZA 和 VZA 条件下获取 SIF 数据，反映了 SIF 信号随几何条件变化的复杂性。为校正此类方向性效应，相关的辐射传输模型及几何校正算法（Zeng 等，2019；Zhang 等，2019，2021；Hao 等，2021b），结合多源卫星数据，显著提升了 SIF 数据的精度和一致性。值得注意的是，即使观测设置为垂直观测模式（VZA 接近 0° ），太阳角度的变化仍会显著影响 SIF 信号的逃逸概率，从而改变观测到的 SIF 强度。通过消除太阳角度变化的影响，能够显著提高 SIF 数据在光合作用追踪中的精确度（Zhang 和 Zhang，

2023）。未来，通过结合多源卫星数据和改进的几何校正算法，可以进一步提升 SIF 数据的准确性和一致性，为碳循环和光合作用的精准监测提供更可靠的数据支持。

2.2.3 植物叶片结构

叶片的内部结构和形态与植物冠层一样复杂。尽管叶片通常由表皮、叶肉和维管束 3 种主要组织构成，其排列方式和数量却受到植物系统发育、冠层中的位置、叶片在完全发育前的年龄和环境条件的共同影响。这些因素决定了激发光和叶绿素荧光发射的散射和吸收特性。

在日尺度上，叶绿素含量的变化较小（Wickliff 和 Aronoff，1962），更多由类胡萝卜素的组成变化主导。类胡萝卜素不仅参与光捕获并向叶绿素传递能量，还通过叶黄素循环在强光条件下保护植物免受光损伤（Adams 和 Demmig-Adams，1992）。尽管叶片叶绿素含量在日内变化可以忽略，但叶绿体的位置会随时间发生动态调整，从而导致激发辐照度的变化。在季节尺度上，叶片中的叶绿素 a 和 b 及类胡萝卜素含量（大量黄酮和玉米黄质的滞留）响应环境或植物物候变化而显著变化，特别是落叶植物。例如，年轻叶片中的叶绿素 a 和 b 含量较低，在成熟叶片中达到峰值，而在衰老阶段再次降低。这种叶龄相关模式与叶片氮含量和光合能力密切相关，确保叶片生命周内光捕获和羧化的平衡（Croft 等，2017）。此外，即使在相同的地理和气候条件下，叶片叶绿素含量在不同物种间也有显著差异（例如常绿植物与落叶植物）（Li 等，2018b）。

光合色素的总有效吸收截面（ σ ）受叶片和冠层结构多种因素的影响。光合色素在叶片内的分布并非均匀，因为叶绿体类囊体膜中色素的浓集效应（即色素包装）和叶绿体的定位会引起筛效应，降低 σ 。相对地，绕行效应通过多次散射增加了光子吸收（Vogelmann，1993）。此外，叶片内部剖面结构对筛效应和绕行效应有很大影响。例如，大多数物种的叶片是背腹性的，富含叶绿体的栅栏薄壁细胞密集排列在上表面（近轴面）附近，而下表面（远轴面）主要由松散排列的海绵叶肉构成这种不对称性在随机水平排列的叶片中更为明显，而垂直排列的叶片（如禾本科植物和桉树）倾向于更对称的组织分布。此外，由于叶

片倾角、色素分布和叶龄的变化， σ 在冠层的垂直方向上可能有所变化。

单片叶的逃逸概率（ $\varepsilon \uparrow$ 和 $\varepsilon \downarrow$ ）不仅取决于叶片色素含量和组成，还受叶片解剖结构、入射光角度及漫射光比例的影响。通过叶片或者冠层辐射传输模型（RTM），可以更精确地估算这些影响。需要注意的是，尽管叶片的形态结构在完全发育后趋于稳定，但冠层内光合成分的排列和分布甚至在日内尺度也可能发生显著变化。叶绿体在叶肉细胞中的位置受叶绿体肌动蛋白丝调节，响应光强变化。在低光条件下，可以引导叶绿体到细胞周壁以最大化光捕获，而在强光下，它们可以将叶绿体重新定位到垂直壁以减少光照。这种动态调节机制不仅保护叶片免受光损伤，还对SIF的发射特性产生重要影响。

2.2.4 植被冠层结构

冠层结构对SIF的影响具有双重作用：一方面，枝条和叶片的分布控制了入射光在冠层内的穿透和散射过程，从而影响SIF的激发强度；另一方面，沿观测方向逃逸出冠层的SIF强度也受到植被结构和入射光方向的影响（van der Tol等，2009）。土壤、枝条和叶片的光学特性共同作用于SIF的激发及其逃逸概率。目前，学界对冠层结构如何影响入射太阳辐射的辐射传输已有较为深入的理解。然而，SIF辐射传输与传统太阳辐射传输的研究有所不同：太阳辐射通常从冠层顶部垂直穿透，重点在于吸收与反射的比例；而荧光辐射的光源来自冠层内部每片叶子，强度相对较弱，研究的重点是荧光逃逸的动态及其对冠层光化学和生化过程的洞察能力。因此，SIF辐射传输模型需要更精细地考虑冠层结构的复杂性，包括叶片倾角、色素分布、冠层形态和粗糙度等特征。例如，相较于农田，森林因内部的荧光再吸收效应导致逃逸出冠层的SIF相对较弱（Colombo等，2018）。

叶绿素荧光发射与PSII到PSI之间实际线性电子传输率（ETR）的耦合，构成了SIF在估算光合作用及相关生态系统结构与功能参数中的关键枢纽（Gu等，2019）。然而，在推导生态系统结构或功能参数之前，需将冠层逃逸的荧光 $F \uparrow(\lambda_F)$ （或特定视场角的 $F\Omega \uparrow(\lambda_F)$ ）转换为冠层总激发荧光 $F_{\text{total}}(\lambda_F)$ 。 $F \uparrow(\lambda_F)$ 通常被假定为传感器所接收到

的SIF信号，与大气吸收和散射影响无关，即认为从冠层顶部（TOC）到观测仪器之间的大气效应可忽略不计。该假设在基于太阳Fraunhofer线的SIF反演方法中是合理的（Frankenberg等，2012；Colombo等，2018）。

目前，国际主流的 $F_{\text{total}}(\lambda_F)$ 估算方法主要有两种。第一类是基于反射率的方法，即通过观测冠层顶部的反射率 $R(\lambda_F)$ ，估算垂直观测方向上冠层顶部荧光的逃逸概率 $f_{\text{esc}}(\lambda_F)$ 。对于卫星观测的SIF信号，需要获取特定几何结构 $\Omega \uparrow$ 下太阳—冠层—传感器间的定向TOC荧光辐射（及相应的TOC反射率），即 $F\Omega \uparrow$ 。因此，荧光逃逸概率在此依赖于几何结构 $\Omega \uparrow$ ，其表达式为 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow(\lambda_F) = F\Omega \uparrow(\lambda_F) / F_{\text{total}}(\lambda_F)$ 。这一“逃逸概率”概念来源于再碰撞理论（Stenberg，2007；Knyazikhin等，2011），并且与红边反射率表现出高度相似的特征。该方法基于冠层内SIF发射与入射光子截获与散射行为的相似性（Yang和van der Tol，2018）。由于定向TOC反射率数据容易获取，使得该方法成为估算 f_{esc} 或 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow$ 的实用途径。Yang和van der Tol（2018）进一步研究表明无论辐射传输的复杂程度如何，在黑土壤背景（ $r_s=0$ ）的植被冠层中， $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow(\lambda_F)$ 与 $R\Omega \uparrow(\lambda_F)$ 之间的关系可通过式（2）表达：

$$f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\lambda) = \frac{R_{\Omega \uparrow}(\lambda_F)}{R_{\text{eT}}(\lambda_F)} = \frac{R_{\Omega \uparrow}(\lambda_F)}{i_0 \cdot \omega(\lambda_F)} \quad (2)$$

式中， i_0 表示冠层截获率（与冠层孔隙率相关，无量纲），而 $\omega(\lambda_F)$ 表示叶片散射系数（即叶片的反射率与透射率之和，无量纲）。式（2）表明，冠层反射率 $R\Omega \uparrow(\lambda_F)$ 可作为修正 $F\Omega \uparrow(\lambda_F)$ 中与冠层结构效应的实用方法，这些结构效应可能会掩盖叶绿素荧光发射过程中光化学猝灭机制的影响。式（1）为后续推导和应用不同模型奠定了理论基础，其具体形式如表2中的式5（a）—（h）所示。然而，式（1）存在两个重要局限：首先， i_0 可能无法直接测量；其次，假设 r_s （土壤背景反射率）为零，这在实际应用中并不成立。这些局限性可能会影响 $R\Omega \uparrow(\lambda_F)$ 的计算，尽管这种影响并不会直接作用于叶绿素荧光的发射。为了解决第一个问题，Yang等（2020）基于辐射传输理论，开发了荧光校正植被指数FCVI（Fluorescence Corrected Vegetation Index），该指数结合了光合有效辐射吸收

比例 (fPAR) 与荧光逃逸概率 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow (\lambda_F)$, 提供了对 SIF 观测的校正方法。具体而言, $R\Omega \uparrow (\text{vis})$ 代表 PAR 光谱范围内的宽波段可见光定向反射率, $R\Omega \uparrow (\text{NIR})$ 则表示近红外波段 (750—900 nm) 的定向反射率。FCVI 量化了 PAR 吸收与 SIF 散射之间的联合效应, 从而反映了叶片及冠层结构对 SIF 的总体影响。针对第二个问题, (Zeng 等, 2019, Zhang 等, 2019) 提出通过区分纯植被与土壤背景对 $R\Omega \uparrow (\text{NIR})$ 的影响。尽管土壤不直接参与叶绿素荧光的发射过程, 但其反射特性对 $R\Omega \uparrow (\text{NIR})$ 具有显著影响。因此, 通过将植被和土壤反射特性分离, 能够进一步提升 SIF 信号的解译精度, 尤其是在混合背景下的复杂生态系统中。

值得注意的是, 式 (2) 中的远红光 SIF 与反射率观测仅在太阳—冠层—传感器几何配置 $\Omega \uparrow$ 完全一致时有效, 即两者的观测在实际应用中必须

同时进行并基于同一平台获取。严格来说, $R\Omega \uparrow$ 和 $F\Omega \uparrow$ 的观测应在相同波长 λ_F 下进行, 但如果数据来源于不同传感器, 这一要求在实际操作中常常难以满足。因此, 远红光 SIF 与近红外反射率之间常常存在光谱匹配问题。此外, 式 (2) 以及由此推导的方程 (表 2) 仅适用于远红光 SIF, 不能直接应用于红光 SIF。其原因在于太阳辐射与红光 SIF 在叶片两侧的散射分配比例具有非对称性 (Yang 和 van der Tol, 2018), 以及红光 SIF 在冠层内的显著重吸收效应。为了解决这一问题, Liu 等 (2020b) 提出利用 NDVI 的经验法, 减少土壤背景的干扰, 将 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow$ 公式扩展至红光 SIF (表 2)。 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow (\lambda_F)$ 的多种计算方法已在表 2 中进行了总结, 这些公式为进一步校正 SIF 信号提供了理论依据, 并在复杂观测条件下拓展了 SIF 数据的适用性。

表 2 校正 SIF 双向反射分布函数 (BRDF) 效应的方法总结
Table 2 Summary of methods for correcting SIF BRDF effects

方法	波段	SIF 数据	特点	参考文献
$f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\lambda) = \frac{R_{\Omega \uparrow}(\lambda_F)}{i_0 \cdot \omega(\lambda_F)}$	远红光	模型模拟数据	首次建立了反射率与荧光逃逸概率的关系	(Yang 和 van der Tol, 2018)
$f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\text{fr}) = \frac{R_{\Omega \uparrow}(\text{NIR}) \cdot \text{NDVI}}{f\text{PAR}} = \frac{\text{NIR}v_{\Omega \uparrow}}{f\text{PAR}}$	远红光	模型模拟数据	简单易用, 采用 NIRv 消除土壤背景, 但稀疏植被可能效果差	(Zeng 等, 2019)
$f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\lambda) = \frac{R_{\Omega \uparrow}(R_{\text{veg}})}{i_0 \cdot \omega(\lambda_F)}; R_{\text{veg}} = R_{\text{obs}} - f_{\text{soil}} \cdot f_{s, v}$	远红光	TROPOMI	考虑了聚集度指数对冠层截获的影响且一定程度上消除土壤影响	(Zhang 等, 2019)
$\text{FCVI}_{\Omega \uparrow}(\text{fr}) = f\text{PAR} \cdot f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\text{fr})$ $= R_{\Omega \uparrow}(\text{NIR}) - R_{\Omega \uparrow}(\text{vis})$	远红光	模型模拟数据; 地面实测数据	简单易用, 基于物理推导, 消除 i_0 的假设, 但稀疏植被可能不适用	(Yang 等, 2020)
$f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\text{fr}) = \frac{\text{BRF}_{\Omega \uparrow}(\text{NIR}) \cdot \text{NDVI}}{i_0 \cdot \omega(\text{NIR})}$	远红光	地面实测数据; OCO-2	考虑了聚集度指数对冠层截获的影响, 但稀疏植被可能不适用	(Zhang 等, 2020a)
$f_{\Omega \uparrow}^{\text{esc}}(\text{r}) = \frac{\text{BRF}_{\Omega \uparrow}(\text{Red}) \cdot \text{NDVI}^2}{f\text{PAR}}$	红光	地面实测数据	简单易用, 采用 NDVI ² 消除土壤背景影响, 但光谱不变理论不适用红光波段	(Liu 等, 2020b)
$F_{\Omega \uparrow}(\text{fr}) = F_{\Omega \uparrow}(\text{fr}) \cdot \frac{\text{NIR}v_{\Omega \uparrow}}{\text{NIR}v_{\Omega \uparrow}}$	远红光	地面实测数据; OCO-2; TROPOMI	适用卫星, 但可能受土壤背景影响	(Hao 等, 2021a, 2021b, 2022)
$F_{\Omega \uparrow}(\text{r}) = F_{\Omega \uparrow}(\text{r}) \cdot \frac{R_{\Omega \uparrow}(\text{r})}{R_{\Omega \uparrow}(\text{r})}$	红光	地面实测数据	适用卫星, 但可能受土壤背景影响	(Hao 等, 2021b, 2022)
核驱动算法	红光, 远红光	地面实测数据; TROPOMI	可能适用于植被覆盖稀疏的生态系统, 但需要多角度观测	(Hao 等, 2021b, 2022)
简化的几何光学模型	远红光	GOME-2	基于几何—光学双向反射法的理论推导, 考虑聚集度指数, 但应用于全球尺度计算量大	(He 等, 2017)
随机森林模型	红光, 远红光	地面实测数据; HyPlant	计算效率高, 训练样本来自模型模拟数据, 减轻了训练对大量观测数据的依赖, 但机器学习外推能力较弱, 全局可扩展性有限	(Liu 等, 2020b)

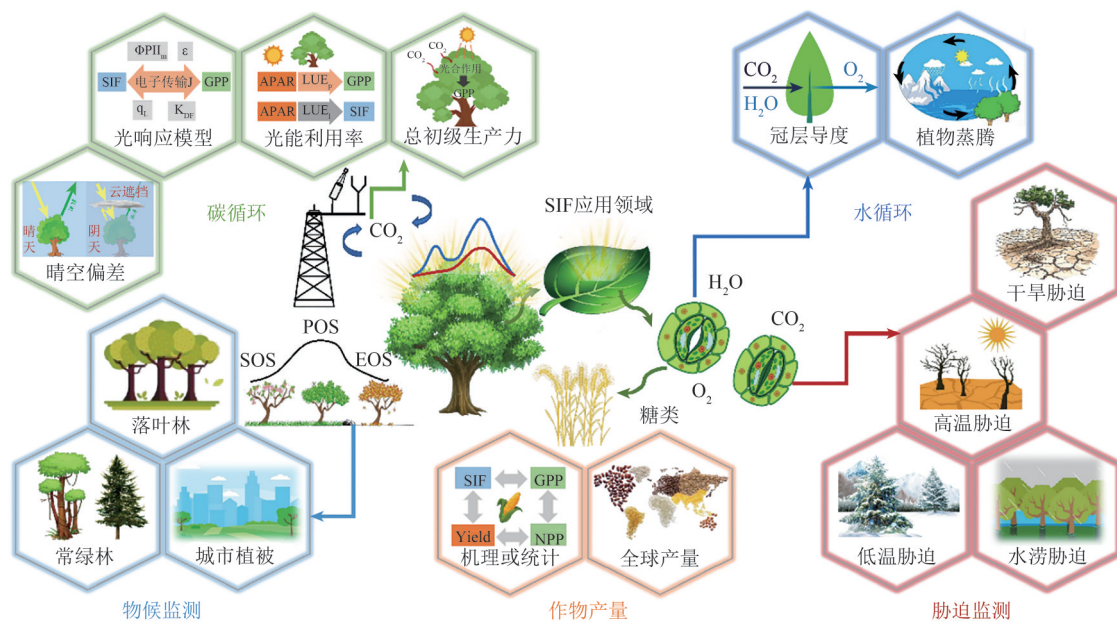


图3 日光诱导叶绿素荧光应用领域

Fig. 3 Application domains of SIF

第2类方法是基于辐射传输模型RTM (Radiative Transfer Model)，通过数值方式解算 $F_{\text{total}}(\lambda F)$ (例如，参见 (Celest等, 2018; Yang等, 2019))。该类方法通常使用反射光谱作为输入参数，从而反演叶片或冠层结构参数。尽管该方法在田块或景观尺度上具有较高的可行性，但在区域至全球尺度上实施时，由于计算量较大，面临显著的挑战。FluorRTER RTM作为一种高效的辐射传输模型，以其优越的计算效率模拟三维冠层的 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow$ ，被广泛应用于校正机载和卫星观测SIF数据。此外，其他估算 $f\Omega_{\text{esc}} \uparrow$ 的方法还包括基于数据驱动模型 (Liu等, 2020b) 和内核驱动方法，能够校正多角度SIF观测数据，并有效地将 $F\Omega \uparrow$ 标准化到热点或天顶方向 (Zhang等, 2020b; Hao等, 2021b, 2022)。

3 卫星SIF遥感在陆地碳循环监测中的应用

大量研究表明，随着空间尺度 (Guanter等, 2012; Verma等, 2017) 和时间尺度 (Damm等, 2015; Liu等, 2017) 的增加，SIF与GPP之间的关系趋向线性。这主要是因为，在较粗的时空尺度上，叶绿素吸收的光合有效辐射 (APAR) 在调控GPP与SIF关系中起到了主导作用 (Du等, 2017; Sun等, 2017)。然而，在较精细的时空尺度下，光能利用效率 (LUE)、荧光量子产率 (ΦF) 以及

荧光逃逸概率 (f_{esc}) 之间的复杂关系会影响SIF与GPP的耦合强度。生理因子 (ΦF 和 LUE) 与结构因子 (f_{esc}) 是解释SIF与GPP关系的关键因素，它们在调节两者动态关系中起着至关重要的作用 (Porcar-Castell等, 2014)。在季节尺度上，LUE与 f_{esc} 之间的正相关性显著增强了SIF与GPP的关联性 (Liu等, 2020a)。该机制通过冠层结构变化与生理过程的联合作用，促进了SIF与GPP之间的耦合。最新研究表明，SIF并不完全等同于光合作用，而是反映了植被结构与生理过程的综合效应，提供了对叶绿素分子整体“活性”的直接测量 (Magney等, 2020)。因此，准确地从SIF推算GPP的挑战在于如何同时捕捉生理和结构信息。为此，亟需开发基于生理学机制的模型，以更好地揭示SIF与GPP之间的复杂耦合机制。

3.1 光能利用率模型

关于陆地生态系统GPP的模拟，基于遥感数据的光能利用效率模型是目前主流的估算方法之一 (Monteith, 1972)。在LUE模型中，某一天内特定时刻 t_0 的即时GPP可以表示如下：

$$GPP_{t_0} = PAR_{t_0} \times fPAR_{t_0} \times \varepsilon_{t_0,p} \quad (3)$$

式中， PAR_{t_0} 表示冠层顶部的光合有效辐射， $fPAR_{t_0}$ 是被植被冠层吸收的光合有效辐射的比例， $\varepsilon_{t_0,p}$ 是整个植被冠层光合系统的光能利用效率，而特定时刻 t_0 的即时叶绿素荧光 $t_0(SIF_{t_0})$ (Guanter

等, 2014):

$$\text{SIF}_{t0} = \text{PAR}_{t0} \times f_{\text{PAR}_{t0}} \times \varepsilon_{t0,f} \times f_{\text{PL}} \times f_{\text{LC}}, \quad (4)$$

式中, $\varepsilon_{t0,f}$ 代表光合系统的荧光量子产率, f_{PL} 是荧光从光系统到叶面的逃逸概率, f_{LC} 是荧光从叶片到冠层顶部的逃逸概率。因此, 通过结合式 (3) 和 (4), 可以得到特定时刻 $t0$ 的总初级生产力 GPP_{t0} 与叶绿素荧光 SIF_{t0} 之间的关系。

$$\text{GPP}_{t0} = \text{SIF}_{t0} \times \varepsilon_{t0,p} / \varepsilon_{t0,f} \times f_{\text{PL}}^{-1} \times f_{\text{LC}}^{-1} \quad (5)$$

式 (5) 基本阐述了 GPP_{t0} 与 SIF_{t0} 之间的直接关系。然而, 这种关系受到生理因素、冠层结构与观测几何的共同影响。 $\varepsilon_{t0,p} / \varepsilon_{t0,f}$ 主要反映植物的生理状态, 而 f_{PL} 则与叶片的生化参数密切相关。冠层结构和观测几何条件通过影响 f_{LC} , 间接作用于 SIF 和 GPP 的关系。此外, 随着光照强度的增加, $\varepsilon_{t0,p}$ 通常会降低, 而 $\varepsilon_{t0,f}$ 的变化相对较小。这种不对称性导致了 GPP_{t0} 与 SIF_{t0} 之间的非线性关系 (Porcar-Castell 等, 2014; Gu 等, 2019)。

在较粗时空尺度上, SIF 与 GPP 之间的线性关系较好, 因为两者对 APAR 呈现出共同的响应, 这种响应在由冠层结构主导的季节性变化过程中尤为突出 (Dechant 等, 2020; Wu 等, 2022)。在卫星遥感的时空尺度下, 无论是在区域尺度, 还是在全球尺度, 不同植被类型中 SIF 与 GPP 均表现出较强的线性相关性 (Sun 等, 2017; Wood 等, 2017; Li 等, 2018a; Zhang 等, 2020a)。

在瞬时的 SIF 与 GPP 关系中, 随着 SIF 的增加, GPP 呈现出先上升后趋于平稳的非线性趋势。这种非线性现象可以归因于 SIF 和 GPP 对光照强度响应的差异。随着辐照度的增强, ε_p 显著降低, 这是因为当光系统达到光饱和点后, 二氧化碳吸收率趋于饱和。因此, 在高 PAR 条件下, GPP 接近饱和状态。相比之下, ε_f 则随着 PAR 的增加先升高, 直到非光化学猝灭机制开始起作用, ε_f 才逐渐下降。然而, ε_f 对 PAR 变化的敏感度较低, 这使得 SIF 在 PAR 持续增加的情况下仍表现出一定的增长趋势。因此, SIF 与 GPP 关系的非线性主要源自两者对光响应机制的不同: GPP 在高 PAR 下趋于饱和, 而 SIF 则由于 ε_f 的缓慢下降, 仍然保持增加的趋势。换言之, 这种非线性反映了光合作用的光响应饱和现象与 SIF 在高 PAR 条件下的持续上升之间的差异 (van der Tol 等, 2014)。

3.1.1 SIF 时间校正因子

极轨卫星通常只能获取特定时间点的 SIF 观测值 (例如 GOME-2 大约在 9:30, OCO-2 大约在 13:30), 为了将瞬时 SIF (SIF_{t0}) 与日平均 GPP_d 对应, 可以通过以下方法从 SIF_{t0} 推算出日平均 SIF_d (Frankenberg 等, 2011; Köhler 等, 2018):

$$\text{SIF}_d = \text{SIF}_{t0} \times c \quad (6)$$

$$c = \int_0^{24} \cos(\text{SZA}(t)) / \cos(\text{SZA}(t0)) dt \quad (7)$$

式中, c 是日长转换因子。 $\text{SZA}(t)$ 和 $\text{SZA}(t0)$ 分别表示 t 和 $t0$ 时的太阳天顶角。夜间的 $\text{SZA}(t)$ 设置为 90 度, 以表示无光照的情况。然而, 这一模型假设太阳辐射随 SZA 的变化呈稳定的余弦关系, 仅适用于晴朗天气条件。在多云或大气不稳定条件下, 云层会导致光照分布的不均匀性, 破坏模型假设, 从而影响 c 的准确性。这种情况下, 亟需开发能够考虑大气状况、云层覆盖等因素的日长修正方法, 以提高日平均 SIF 的推算精度。

已有研究表明, 下午的瞬时 SIF 往往低估了日平均 SIF_d , 而上午的瞬时 SIF 则倾向于高估, 这一现象与植被的生长阶段、环境胁迫及植被类型密切相关 (Li 等, 2020; Qiu 等, 2024)。在水分和热量胁迫条件下, 通过尺度转换估算光合作用变化的潜在不确定性值得关注。此外, 卫星的不同过境时间 (如 GOME-2 的过境时间为当地太阳时间 9:30, 而 TROPOMI 为 13:30) 进一步复杂化了对植被水分和热量响应的解读 (Lin 等, 2019)。光照、水分和热量的日变化对光合作用的影响尚未完全厘清, 这为通过极轨卫星 SIF 评估光合作用变化带来了额外挑战。

近年来, 静止轨道卫星观测技术的快速发展使得捕捉生态系统过程的日变化成为可能 (Xiao 等, 2021)。新一代静止轨道卫星, 如 Himawari-8 (Bessho 等, 2016) 和 GOES-R (Schmit 等, 2017), 以及国际空间站上的生态系统空间热辐射实验仪 (ECOSTRESS) (Fisher 等, 2020) 和 OCO-3 (Taylor 等, 2020), 为全天动态观测提供了前所未有的高频数据。尤其是 OCO-3, 通过不同时间点的 SIF 观测, 揭示了光合作用的日变化特征 (Taylor 等, 2020)。已有研究基于 OCO-3 生成了全球 GPP 的日变化产品, 并探讨了植物在日变化中的行为特征 (Zhang 等, 2023b)。尽管如此, 对于光合作用在一天中如何随水分和热量条件变化的研究仍然有

限, 需要进一步探索以全面揭示生态系统对环境变化的响应机制。

SIF 不仅受冠层结构和植被绿度的影响, 这些因素决定了植被的光吸收能力, 还受调控光能收集和电子传递链的生理过程的影响 (Porcar-Castell 等, 2021)。荧光效率表征了光系统将吸收的能量转化为 SIF 发射的效率, 该过程受生理胁迫的强烈调控, 与冠层结构信息的关联性较低。然而, 由于单次 SIF 探测的不确定性较大 (Sun 等, 2018), 加之叶片 SIF 发射与大气顶层卫星观测之间复杂的辐射传输过程 (Yang 和 van der Tol, 2018), 以及大多数卫星 SIF 观测在周或月时间尺度上植被生理和结构变化的强耦合, 从卫星 SIF 数据中提取植被生理信息仍然具有挑战性。尽管如此, 结构与生理变化在日变化周期中的解耦现象提供了新的研究机会。植物气孔和代谢对干旱胁迫的响应速度快于冠层结构的变化 (Xiao 等, 2021)。在水分有限的条件下, 气孔导度、叶水势和 CO_2 代谢会随蒸汽压亏缺 (VPD) 的增加而迅速降低, 从而导致“下午抑制”现象, 即植物光合作用在下午显著减弱 (Zhou 等, 2014)。这种解耦现象使得通过小时尺度的气体交换数据研究植物生理干旱响应成为可能。然而, 全球范围内仍缺乏连续的小时尺度植被生理干旱信息, 亟需进一步研究以弥补这一空白。

3.1.2 晴空偏差效应

近年来, 卫星 SIF 数据在光合作用及碳循环研究中的应用取得了显著进展。研究表明, 当云量低于 20% 时, 获取的 SIF 数据可作为晴空条件下的代表性观测值 (Köhler 等, 2018)。为了生成全球连续的 SIF 图像, 通常将晴空 SIF 数据进行固定周期的时间平均处理, 例如 TROPOMI SIF 的 7 天平均或 GOME-2 SIF 的月平均 (Joiner 等, 2016; Köhler 等, 2018)。然而, 这些平均值仅反映晴空条件下的 SIF, 与晴空 GPP 直接相关, 无法全面涵盖不同气象条件下的实际光合作用过程。然而, 晴空和阴天条件下的 GPP 共同构成了更为完整的光合作用动态, 对碳循环研究具有更高的参考价值。通常, 阴天时由于太阳辐射强度减弱, GPP 较晴空条件下有所降低 (Mercado 等, 2009)。但若直接使用晴空 SIF 估算全天 GPP, 可能会导致晴空偏

差, 即高估实际 GPP (Xiao 等, 2019)。这种偏差源于光照条件对叶片 LUE 的差异。直射辐射占主导, 使得部分叶片处于光饱和状态, 导致 LUE 较低, 而阴影叶片只能接受有限的辐射 (Roderick 等, 2001; Knohl 和 Baldocchi, 2008)。相比之下, 阴天时直射辐射减少, 而散射辐射比例增加, 阴影叶片能够接收到更多散射光, 从而提高整个冠层的 LUE, 部分弥补了 GPP 的减少 (Choudhury, 2001; Alton 等, 2007; Mercado 等, 2009)。然而, 当散射辐射的增强不足以完全补偿阴天条件下 GPP 的下降时, 晴空偏差依然存在。因此, 为了更精准地利用卫星 SIF 数据估算全球陆地生态系统 GPP, 有必要系统地量化并校正晴空偏差。通过引入晴空偏差校正因子 CFCB (Correction Factor for Clear-sky Bias), 可以更全面、准确地反映全球光合作用的时空动态 (Zhang 等, 2020c)。

3.2 光响应 (MLR) 半机理模型

相比于传统的 LUE 模型, 光响应 (MLR) 模型更深入地揭示了利用 SIF 估算 GPP 的复杂机制。尽管 LUE 模型在 GPP 建模, 尤其是在遥感领域中发挥了重要作用, 但其基本机制尚未被完全阐明。为探究这一机制, Gu 等 (2019) 提出了一个基本方程框架, 精准描述了 C_3 和 C_4 植物的 SIF 动态特性及其与光合作用的内在联系。SIF 观测整合了光合作用过程的动态复杂性, 简化了光合作用的光反应过程的建模, 从而形成了 MLR 模型。该模型基于湖泊模型的假设, 以电子传递速率 (J) 为核心桥梁, 构建了 GPP 估算模型, J 的线性变化则由 PAR 驱动, 如下:

$$J = \Phi_{\text{PSII}} \beta \alpha_{\text{grn}} \times \text{PAR} \quad (8)$$

$$\text{SIF} = \Phi_{\text{F}} \varepsilon \beta \alpha_{\text{grn}} \times \text{PAR} \quad (9)$$

因此,

$$J = qL \frac{\Phi_{\text{PSIImax}} (1 + k_{\text{DF}})}{(1 - \Phi_{\text{PSIImax}}) \varepsilon} \times \text{SIF}_{\text{total}} \quad (10)$$

式中, PAR 代表入射的光合有效辐射量; α_{grn} 表示被植被吸收的 PAR 的比例 (即 fPAR); β 是被吸收的 PAR 中分配到 PSII 的比例; ε 表示 SIF 逃逸概率。 Φ_{PSIImax} 是光系统 II 的最大光化学效率。 C_3 和 C_4 植物种类之间实际电子传输速率与 GPP 关系的基本公式如下所示 (Gu 和 Sun, 2014; Gu 等, 2019):

$$\text{GPP} = \begin{cases} \frac{(C_c - \Gamma^*)}{4C_c - 8\Gamma^*} qL \frac{\Phi_{\text{PSII}_{\text{max}}}(1 + k_{DF})}{(1 - \Phi_{\text{PSII}_{\text{max}}})\varepsilon} \times \text{SIF}_{\text{total}} & \text{C3} \\ \frac{(1 - x)}{3} qL \frac{\Phi_{\text{PSII}_{\text{max}}}(1 + k_{DF})}{(1 - \Phi_{\text{PSII}_{\text{max}}})\varepsilon} \times \text{SIF}_{\text{total}} & \text{C4} \end{cases} \quad (11)$$

式中, C_c 表示叶绿体基质中的 CO_2 分压, Γ^* 是叶绿体光补偿点的 CO_2 浓度。 x 代表总电子传输中叶肉和维管束鞘细胞分配给叶肉细胞的比例。

根据上述公式, 在准确估算 GPP 时, 非光化学淬灭 (NPQ) 的影响不容忽视, 尤其是其中的调控参数 qL 。冠层顶部观测到的 SIF 与 GPP 之间的

关系受到多种生理和冠层结构因素的共同作用 (图4)。在较低 qL 条件下, GPP 与 SIF 呈现线性增长关系; 随着 qL 增加, GPP 最初迅速上升, 随后在较低的 SIF 水平上趋于平稳。此外, 对于相同的 SIF 值, 随着 ε 值的增加, GPP 呈现递减趋势。在低 ε 条件下, GPP 随着 SIF 快速增加, 但当 ε 增加时, GPP 的增长趋于平缓, 并在较高的 SIF 水平上趋于稳定。这些生理和环境因子共同决定了在冠层尺度上 SIF 与 GPP 之间的非线性关系。这种复杂的相互作用表明, 解释和建模 SIF 与 GPP 的关系需要综合考虑生理过程与冠层结构的动态变化。

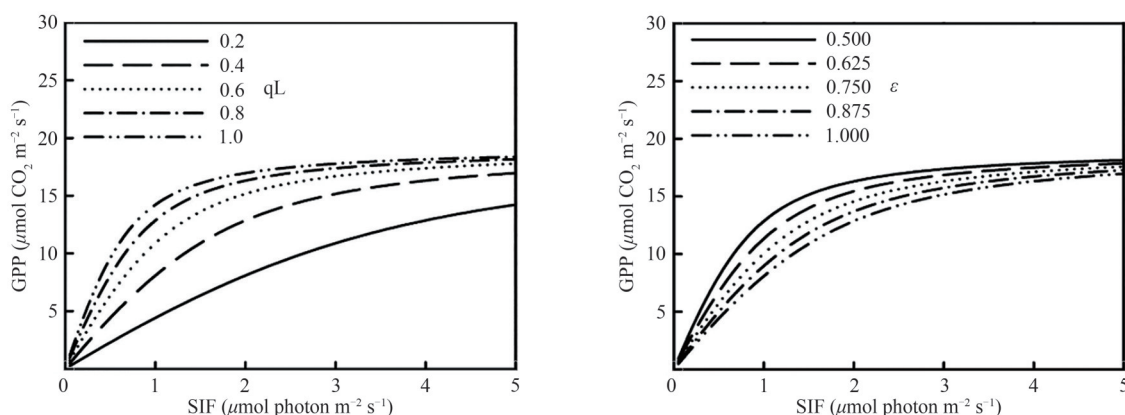


图4 C_3 植物在不同的 qL 和 ε 值下, GPP 随冠层顶部 SIF 的变化 (Gu 等, 2019)

Fig. 4 Relationship between GPP and top-of-canopy SIF under different qL and ε values for C_3 plants (Gu et al., 2019b)

Liu 等 (2022c) 近期通过引入 3 个关键参数将 MLR 模型扩展至冠层尺度, 显著提升了基于冠层 SIF 估算 GPP 的能力。此外, 多项研究 (Chen 等, 2024b; Liu 等, 2024) 强调了 qL 和 $\Phi_{\text{PSII}_{\text{max}}}$ 在 MLR 模型估算 GPP 中的关键作用。研究表明, 在 MLR 框架中纳入 qL 和 $\Phi_{\text{PSII}_{\text{max}}}$ 的季节性变化, 有助于在极端环境条件下提升 GPP 的估算精度。这些参数调整策略对于应对极端条件下 SIF 的环境敏感性下降, 确保 GPP 估算的准确性至关重要。值得一提的是, MLR 模型已成功应用于基于卫星 SIF 的全球 GPP 数据集的构建 (Chen 等, 2024a)。

4 卫星 SIF 遥感在陆地水循环监测中的应用

蒸散发 (ET) 作为陆地与大气之间水分和能量交换的重要过程, 包括地表蒸发 (E) 与植物蒸腾 (T) 两个主要部分, 对全球水循环与能量平衡的调节至关重要 (Jung 等, 2010)。其中, T 作为高植被地区 ET 的主要组成成分, 是水循环与

碳循环耦合的关键环节 (Schlesinger 和 Jasechko, 2014)。

T 的传统测量方法包括树干液流法 (Smith 和 Allen, 1996)、气体交换法 (Dragoni 等, 2005)、微型渗漏计 (Liu 等, 2002) 和同位素技术 (Wen 等, 2016), 尽管这些方法在局地具有较高精度, 但空间代表性有限, 难以实现大尺度观测 (Kool 等, 2014)。随着遥感技术的发展, 获取空间连续的植被覆盖、地表温度和土壤水分等参数成为可能, 为大范围的 ET (或 T) 的估算提供了新契机 (Talsma 等, 2018)。目前常用的遥感 ET (或 T) 估算模型主要分为两类: 表面能量平衡残差法 (如表面能量平衡算法 SEBAL 和表面能量平衡系统 SEBS) 和基于气象条件的模型 (如 Penman-Monteith (P-M) 模型和 Priestley-Taylor (P-T) 模型) (Zhang 等, 2016)。表面能量平衡残差法依赖于感热和辐射数据, 其局限性在于仅适用于晴朗天气条件下的估算 (Chen 和 Liu, 2020)。在基于气象条件的模型中, P-M 模型因其对 ET 估算的精确

性被广泛使用 (Shan 等, 2021; Yang 等, 2023b)。P-M 模型估算 ET 的关键在于冠层导度 (g_c) 的准确获取, 而冠层导度与光合作用速率密切相关。由于光合作用与蒸腾过程的紧密耦合, 近年来, 作为光合作用探针的 SIF 也被应用于 T 的估算中, 并表现出比传统遥感方法更高的精度。

随着研究的深入, SIF 在 T 估算中的应用逐渐展现出其独特优势。目前, 基于 SIF 的 T 估算方法主要分为两类: 第 1 类是经验模型, 例如, Alemohammad 等 (2017) 首次利用人工神经网络模型, 结合 GOME-2 卫星的 SIF 数据, 显著提升了全球表面湍流通量和总初级生产力的估算精度。Lu 等 (2018a) 在温带森林研究中发现, 光照和热胁迫等条件下, 单波段 SIF 与 T 的关系可能出现解耦现象, 但通过组合不同波段的 SIF (720 nm、740 nm 和 760 nm), 可以实现更为可靠的 T 估算, 且精度优于任意单一波段的 SIF。Pagán 等 (2019) 通过分析全球范围内卫星 SIF 与 PAR 比值与地面 T 观测数据的关系, 发现该比值能够有效捕捉环境胁迫对 T 的影响, 具有提高全球蒸腾估算精度的潜力。此外, 随着 SIF 数据的广泛应用, 进一步的研究证实了其在全球蒸腾估算中的潜力和可靠性, Maes 等 (2020) 通过结合 GOME-2 和 OCO-2 卫星的 SIF 数据, 验证了 SIF 与全球 83 个 FLUXNET 站点的 T 存在显著相关性, 且 SIF 估算 T 的能力优于传统光学植被指数。第 2 类方法基于过程模型, 通过构建 SIF 与 g_c 之间的经验或半经验关系, 利用 Penman-Monteith 方程计算潜热 (λE , 即 ET 的能量消耗), 相较于以气象数据和植被指数为基础的传统 T 模型, SIF 驱动的 T 估算方法更能反映植物生理状态对蒸腾通量的影响。例如, Shan 等 (2019) 的研究通过在多种生态系统 (森林、农田、草地) 中收集 SIF 与气象数据, 发现 SIF 与 g_c 在日变化和季节变化上呈现出相似的动态模式, 且两者之间具有高度线性关系, 证明了 SIF 在大尺度蒸腾估算中的有效性。此外, 固有水分利用效率 ($iWUE$) 和基础水分利用效率 ($uWUE$) 的概念为 SIF 在蒸腾估算中考虑环境因素提供了新的视角。通过整合 VPD 的影响, 明确了 SIF 与 ET 之间的关联, 适用于从小时到年度的时间尺度 (Beer 等, 2009; Zhou 等, 2014)。在此基础上, Feng 等 (2021) 提出了结合 SIF 与 VPD 调整系数 k (取值范围 0 到 1) 的模型, 即 $SIF \cdot VPD^k$ 。该模型在 T 估算

中的表现优于传统 SIF-T 线性模型, 并在多种生态系统中, 如农田、针叶林和落叶林, 均展现出良好的适用性。基于此, Liu 等 (2022b) 通过对全球 30 个站点的研究发现, SIF 与 $g_c \times VPD^{0.5}$ 之间存在较强的相关性, 并结合 Penman-Monteith 模型, 利用 TROPOMI SIF 驱动的半机理 g_c 模型, 有效区分了全球不同生态系统中 T 与 ET 的贡献。Zhou 等 (2022) 进一步发展了基于 SIF 的 ET 半经验估算模型, 该模型通过整合 SIF、VPD、Fick 定律及最优导度模型, 能够准确估算 ET。与其他基于遥感的 ET 模型 (如 PT-JPL 模型、MODIS-ET 产品及简单的经验性线性 SIF-ET 模型) 相比, 该模型在不同植被功能类型上表现出卓越性能。Wang 等 (2023) 的研究表明, 结合 $VPD^{0.5}$ 与 SIF 的模型能够更准确地估算中国北方干旱和半干旱地区作物的 ET。

随着 SIF 在蒸腾估算领域的不断应用, 基于 SIF 的 T 估算模型也在逐步发展, 从经验模型到过程模型的应用不断深入, 展现出更为精确和广泛的应用前景。Yang 等 (2024) 结合改进的光响应机制模型 (rMLR 模型) 与 P-M 模型, 通过 SIF 观测和气象数据对净光合作用速率 (A_{net}) 进行约束, 从而精确调控 g_c , 该模型在全球高植被覆盖区表现出优异的估算效果。对于低植被覆盖的干旱地区, Bu 等 (2024) 利用卫星 SIF 优化了双源能量平衡模型中的气孔导度模型, 显著提高了干旱区 ET 模拟的精度。此外, 该研究还将此模型应用于美国西南干旱区, 通过卫星 SIF 进行区域尺度的 ET 估算, 展示了该模型在干旱区生态系统功能监测中的巨大潜力。Zheng 等 (2024) 则通过综合利用经验/半经验模型、半机理模型与混合模型, 联合卫星 SIF 与光化学反射指数 (PRI), 对 GPP 和 G_c 进行了约束, 从而实现了干旱条件下郁闭冬小麦 T 的高精度模拟。总体而言, SIF 驱动的 T 估算技术在从经验到过程模型的转型中展现出强大的适应性和应用潜力, 为进一步理解全球水循环与碳循环耦合机制提供了重要工具。

5 卫星 SIF 遥感在陆地生态系统胁迫监测中的应用

近年来, 极端天气事件频发, 全球农业和生态干旱事件的频率和强度均有所增加。为保障粮食安全并深入理解植被对气候变化的响应, 及时

监测干旱胁迫显得尤为重要 (Belwalkar 等, 2022)。干旱胁迫引发植物生理反应, 如光合作用速率下降和 NPQ 增强。SIF 作为光合作用的直接探针, 能够快速反映植被对干旱的即时响应 (Perez-Priego 等, 2005)。卫星 SIF 研究表明, 干旱条件下 SIF 值通常下降, 不同地区和生态系统中, SIF 变化模式存在显著差异。例如, Liu 等 (2021) 在研究内蒙古草原 SIF 与植被抗旱性及恢复力的关系时发现, SIF 数据能够有效反映草地对干旱的即时响应。Fancourt 等 (2022) 的多元回归分析则揭示, 2015 年/2016 年厄尔尼诺事件期间, 背景气候和土壤特性对亚马逊森林光合作用响应的影响超过了气候异常本身。此外, 不同 SIF 遥感产品在干旱监测中的表现也受到关注。Qiu 等 (2022) 比较了不同遥感产品在监测作物生产力方面的表现, 指出 GOSIF 产品在估算作物干旱影响时具有更高的准确性, 突显了选择 SIF 遥感作为干旱监测工具的重要性。

近年来的研究着重于如何提前捕捉气象骤旱信号。Yao 等 (2022) 基于海河流域的 18 年 SIF 数据分析, 表明 SIF 轨迹变化能够比传统气象指标更早捕捉干旱信号, 甚至可在干旱发生前数周发出预警。Mohammadi 等 (2022) 提出了一种基于 SIF 快速变化指数的干旱早期预警系统, 能够在干旱发生前 2 周到 2 个月发出预警, 并在干旱恢复前数周提供预测信号。相较于传统干旱监测系统, 该指数在干旱初期表现出更高的敏感性。Yang 等 (2023a) 结合 SIF 数据评估植被对骤旱事件的响应, 证明 SIF 能够迅速反映植被状态的急剧变化, 为快速变化的气候条件下的植被管理提供了新的监测工具。此外, She 等 (2024) 通过分析不同干旱期间的 SIF 数据, 揭示了亚马逊森林在干旱事件中的光合作用存在显著区域差异, 凸显了生态系统的脆弱性。

高温胁迫通过影响光合色素活性和碳同化过程, 显著抑制植物光合作用。此外, 高温还会加速植物蒸腾, 限制 CO_2 的吸收, 最终导致光合作用效率下降。随着全球气温升高, 植物的胁迫响应愈加明显。尽管高温胁迫通常伴随干旱发生, 但其对植物光谱特性的影响并不总是显著。在在高温和干旱条件下, 植物的 SIF 值通常呈下降趋势, 反映出光合作用的抑制。已有研究表明, SIF 能够敏锐捕捉高温和干旱条件下植物生理状态的变化。

例如, Song 等 (2018) 利用 SIF 数据监测冬小麦在干旱初期的光合作用变化, 结果表明 SIF 比传统植被指数更早探测到干旱胁迫。此外, Qiu 等 (2020) 的研究进一步表明, SIF 能够实时揭示干旱对植被光合作用的影响, 在 2019 年澳大利亚干旱期间表现尤为突出。

此外, 卫星 SIF 在低温、盐和水涝胁迫的监测中也展现出显著应用潜力。在低温胁迫下, SIF 能够敏锐捕捉植物光合作用的下降, 反映植物对低温胁迫的生理响应。Guan 等 (2015) 使用 GOME-2 卫星 SIF 数据分析热带森林在不同水文气候条件下的光合作用季节变化, 发现随着环境温度降低, SIF 值迅速变化, 揭示了低温对光合作用的抑制效应。在河南省 2018 年低温胁迫事件的研究中, Du 等 (2024a) 提出了基于 TROPOMI 卫星 SIF 数据和地表温度 (LST) 的气候植被胁迫指数, 用于评估区域尺度上冬小麦的低温胁迫。结果表明, SIF 在低温胁迫发生时能够迅速反映植物光合作用的变化, 尤其在多次寒潮过程中, SIF 变化趋势比 LST 更早揭示植被的生理响应, 突显其在极端气候事件中的快速响应能力。在盐胁迫条件下, 卫星 SIF 同样展现出对土壤盐分影响植物光合效率的显著识别能力。Du 等 (2024b) 利用 GOSIF 卫星数据构建全球土壤盐度模型, 研究表明 SIF 能够有效识别盐分对土壤区域的影响, 特别是在盐胁迫抑制光合作用时, SIF 信号显著下降。此外, SIF 在水涝胁迫下的应用也得到了关注。Valkenborg 等 (2023) 结合 TROPOMI SIF 数据与土壤水分和海洋盐度观测数据, 研究水涝对泥炭地植被光合作用的影响, 发现 SIF 异常变化能够敏锐捕捉水涝胁迫的动态。

6 卫星 SIF 遥感在陆地生态系统物候监测中的应用

卫星 SIF 遥感为区域和全球尺度上的地表物候监测提供了全新视角 (Jeong 等, 2017)。由于 SIF 与植物光合作用动态直接相关, 且不易受到大气散射、云层及积雪覆盖的显著干扰 (Sun 等, 2018), 因此能够有效捕捉植物生理物候变化。与传统植被指数相比, SIF 在捕捉植被光合物候变化的时效性和精度方面表现更加优异 (Chen 等, 2022)。Chang 等 (2019) 通过整合植被指数、GPP 和 SIF 数据, 发现 SIF 能够更准确地估算春季生长季开始

时间 (SOS), 真实反映光合作用活跃期, 而传统 NDVI 常高估生长季持续时间。此外, SIF 反演得到的 SOS 和生长季结束时间 (EOS) 更能反映植被的实际生理状态, 相较于基于植被指数的物候观测更加精确, 尤其是在高纬度的常绿森林、热带雨林、干旱生态系统以及城市生态系统中, SIF 的表现尤为显著 (Smith 等, 2018; Doughty 等, 2019; Magney 等, 2019; Wang 等, 2019; Zhou, 2022)。

在全球多种植被类型的研究中, Zhang 等 (2022) 比较了 NIRv 和 SIF 在植被物候估算中的优势。研究结果表明, SIF 作为光合作用的直接反映指标, 能够更好地捕捉春季和秋季植物光合活跃期, 从而为生态系统生产力的精确评估提供了更为可靠的数据支持。在区域尺度, Joiner 等 (2014) 对 SIF 作为监测中高纬度地区不同植被类型季节性变化的潜在工具进行了深入研究。通过分析 GOME-2 SIF 数据和通量塔 GPP 数据, 系统评估了 SIF 在不同植被类型下监测 GPP 季节性变化的能力。研究结果表明, SIF 比 MODIS fPAR 产品更准确地捕捉 GPP 的季节性变化, 其物候期更短且与 GPP 高度一致。此外, Huang 等 (2023) 分析了北半球不同生态系统中生长季 SOS 对生长季峰值 (POS) 的影响。研究表明, 春季物候变化在调控 POS 的变化中发挥了主导作用, 而这一现象并非由气候因素决定。基于 SIF 数据的分析显示, SIF 能够精准估算光合作用的活跃期, 特别是在春季物候变化中, SIF 表现出更加灵敏的反应, 揭示了春季物候在调控生长季节峰值中的关键作用。进一步, Huang 等 (2024) 的研究探讨了北方生态系统中春季 SOS 提前对夏季植被生长的长期影响。研究表明, 尽管春季 SOS 提前在短期内促进了夏季植被的生长, 但在气候变暖的背景下, 这种效益可能逐渐减弱。通过 SIF 数据的应用, 揭示了光合作用与生态系统碳循环之间复杂的相互作用, 表明了 SIF 在评估植被生产力和碳吸收潜力方面的独特优势。Wang 等 (2024) 则通过分析中国不同气候区的自然植被, 比较了基于 SIF 和 EVI 推导的物候差异, 重点探讨了生长季 SOS 和 EOS 与气候限制因素 (如温度、水分和辐射) 之间的关系。结果表明, SIF 和 EVI 在不同气候限制区的表现存在显著差异, 尤其在水分和温度限制区, SIF 更为准确地反映了光合作用的动态变化, 且 SIF 对水分胁迫的敏感性优于 EVI。

在中高纬度地区, 积雪覆盖给落叶林和常绿林物候研究带来了额外复杂性。基于植被指数估算 SOS 时, 积雪覆盖往往导致卫星反射率数据出现偏差, 因此, 精确估算物候期的关键在于有效区分融雪过程与植被生长的影响。然而, 当前针对积雪对基于植被指数、GPP 和 SIF 在春季物候估算中影响的研究仍显不足, 特别是在积雪覆盖的森林生态系统中, 春季物候在冠层结构 (植被指数) 和生态功能 (GPP、SIF) 之间的一致性尚未得到充分阐明。Walther 等 (2016) 通过分析北方常绿针叶林的卫星数据, 揭示了光合作用与植被绿度的解耦现象。研究表明, SIF 在捕捉光合作用动态方面表现出更高的准确性, 能够克服绿度指数 (如 EVI) 存在的滞后效应, 尤其是在春秋过渡期, SIF 估算的光合作用活跃期更贴近植物的实际生理状态。Chen 等 (2022) 在积雪覆盖下评估了常绿针叶林与落叶阔叶林的春季物候, 比较了基于植被指数 (如 NDVI、EVI)、GPP 和 SIF 数据的 SOS 估算差异。结果表明, NDVI 由于积雪反射影响, 往往高估 SOS, 而 SIF 则更准确地反映了植物的实际光合作用期, 表现出更强的抗干扰性并显著减少了因积雪引起的误差。在落叶林中, 基于 SIF 的 SOS 比传统指标早约一个月, 揭示了季节转换的关键时间节点。而在常绿针叶林中, SIF 能够有效监测冬季光合作用的减少, 弥补了传统指标因冠层结构恒定性所导致的监测局限。此外, Shi 等 (2024) 通过卫星数据分析了春季物候的时空变化, 进一步证明 SIF 在反映早春和晚秋光合作用动态方面具有更高的敏感性和精确性。相比植被指数, SIF 在捕捉物候细微变化, 尤其是在复杂环境 (如积雪覆盖地区) 中的应用, 展现出更强的适应性和显著优势。尽管 SIF 在物候监测中的应用表现出明显优势, 但也有研究指出其在亚高山针叶林中的响应存在不一致性, 这表明依赖 SIF 进行物候监测仍有一定局限性 (Yang 等, 2022)。

热带和亚热带森林因其稠密的冠层结构和广泛的覆盖面积, 在物候监测方面面临特殊挑战。传统植被指数往往难以有效捕捉其季节性变化, 而 SIF 通过直接反映光合效率的动态变化, 在物候动态监测中展现出显著潜力。尤其在应对水分胁迫的情境下, 如亚马逊热带雨林, SIF 表现尤为突出。Lee 等 (2013) 研究表明, 与叶绿素水平的变化相比, SIF 与水分胁迫的相关性更强, 显示出其

在监测热带常绿林响应环境胁迫方面的重要应用价值。Yu等(2024)通过SIF数据分析了中国亚热带森林的物候变化,发现气候变化,尤其是气温上升,导致生长季节的提前和延长。研究表明,SIF数据反映的光合作用活跃期受到温度变化的显著影响,延长了整个生长季的持续时间。Xu等(2024)进一步探讨了气候变化对中国亚热带森林秋季物候的影响,发现随着气温和降水量的增加,EOS推迟,光合作用的持续期显著延长。SIF在捕捉秋季光合作用动态方面展现出其独特优势,特别是在降水丰富的区域,能够识别更加细微的物候变化,突显了其在全球气候变化研究中的重要作用。

在干旱和半干旱生态系统中,由于植被覆盖率低,传统监测方法存在诸多局限,而SIF信号不受土壤背景干扰,为物候监测提供了极具前景的替代方案。基于卫星的SIF技术在提升对于干旱地区季节性和年际GPP动态的理解方面表现出显著潜力,拓展了遥感技术在干旱区生态系统研究中的应用前景。

近年来,卫星SIF在城市物候监测中的应用逐渐兴起。凭借其在监测光合作用动态方面的独特优势,SIF成为城市植被研究的重要工具。在城市复杂的环境中,SIF能够避免了建筑物、道路和其他人造结构的干扰,提供更为准确的物候监测数据。例如,传统的植被指数在应对城市热岛效应时,往往因地表反射光的影响而导致误差,而SIF则能够更准确地反映植被光合作用的实际动态(Wang等,2019;Zhang等,2023a)。在城市地区,受城市热岛效应影响,植被生长季通常表现为提前开始和延迟结束的特征。SIF能够精准地捕捉这些变化,并且在估算生长季长度和碳吸收动态方面优于传统植被指数。此外,SIF还能够反映不同土地覆盖类型之间的碳吸收差异,从而为城市规划和环境管理提供更精确的科学依据(Rogers和Chen,2022)。SIF的高时空分辨率和对光合作用动态的直接捕捉能力,使其在城市植被应对极端气候条件(如干旱和高温复合事件)时表现出更强的适应性和精确性(Wang等,2023)。这种灵敏性使得SIF能够更好地监测城市植被在极端事件中的响应,为制定应对气候变化的城市生态管理策略提供了可靠依据。此外,SIF数据能够更全面地反映植被在气候变化中的碳吸收动态,为全球变化研究提供了关键数据支持。

总体而言,SIF作为监测不同生态系统物候动态的重要工具,能够深入揭示光合作用的季节性变化。然而,其应用仍面临挑战和局限性,这凸显了持续研究的必要性,并需要与其他数据源相结合,以充分发挥其在物候监测中的潜力。

7 卫星SIF遥感在农作物产量估算中的应用

从区域至全球尺度,精确预测作物产量对于粮食安全预警系统及经济市场的信息化决策具有重要意义(Everingham等,2002)。目前,作物产量预测主要依赖于物理模型和统计模型。物理模型基于作物生长的生理机制,综合考虑气候条件、土壤特性、作物遗传属性及农艺管理等因素,模拟作物生长过程并进行产量预估(Peng等,2018;Shelia等,2019)。相比之下,统计模型因其计算简便且在区域尺度产量预测中的高效性被广泛应用(Newlands等,2014;Chipanshi等,2015)。

近年来,研究表明卫星SIF在反映光合作用的空间与时间变异性方面具有显著优势(Frankenberg等,2011;Guanter等,2014;Parazoo等,2014),为理解作物产量背后的生理过程提供了关键依据。因此,SIF已成为作物产量预测的有力指标(Kang等,2022;Liu等,2022a;Qiu等,2022)。Peng等(2020)采用3种SIF产品(OCO-2 SIF、TROPOMI SIF和GOME-2 SIF),结合5种机器学习模型,对美国中西部地区的玉米和大豆产量进行了预测(Peng等,2020)。结果表明,高分辨率的OCO-2和TROPOMI SIF数据在作物产量预测中表现优于低分辨率的GOME-2 SIF数据。这一发现突显了高分辨率SIF数据在精细化农作物产量预测中的潜力。此外,Qiu等(2022)利用卫星SIF和植被指数评估了干旱对美国中西部作物生产力的影响,结果表明,相较于植被指数,SIF在干旱期间与玉米和大豆产量的相关性更强。这一结果进一步验证了SIF在监测作物对于干旱响应及产量变化中的独特应用价值(Qiu等,2022)。

8 卫星SIF遥感的挑战与未来方向

卫星遥感SIF在全球碳循环、生态系统健康评估以及农业生产监测等方面展现了巨大的应用潜力。然而,其实际应用仍面临诸多挑战,包括数据精度、时空分辨率、大气校正、多源数据融

合等。为充分发挥SIF技术在全球生态系统监测中的作用,未来需要从技术改进、模型优化及与地球系统模型的结合等多维度开展深入研究。特别是在全球变化加剧的背景下,SIF技术不仅要应对数据处理中的传统问题,还要充分发挥其对全球生态系统的综合监测能力,结合地球系统模型,探索气候变化与碳循环之间的复杂相互作用。

(1) 数据精度与信噪比。SIF信号较为微弱,易受大气条件、云层覆盖以及地表反射等因素的影响,特别是在复杂地形和高纬度地区,大气干扰会显著降低观测数据的信噪比,进而影响其在生态系统碳动态研究中的应用效果。为提高观测数据精度,未来需要进一步发展高精度的大气校正模型,并提升卫星传感器的灵敏度,以确保SIF信号在不同气象条件下的精度和可比性。此外,在数据处理过程中,信号去噪技术和多源数据融合算法的应用也至关重要。通过引入先进的多源数据融合算法,可以提升SIF信号的可靠性和精度,为更精准的生态监测提供技术保障。

(2) 时空分辨率的限制。现有的SIF卫星平台在时空分辨率上面临权衡问题:高空间分辨率常伴随着较低的时间分辨率,反之亦然,这限制了区域精细化监测与全球大范围观测的结合。未来研究应探索通过技术创新提升卫星平台的时空分辨率,例如部署地球同步卫星以实现对特定区域的高频次、连续监测。同时,结合多平台、多传感器的协同观测,将跨时间尺度的数据处理流程优化,有助于实现对全球生态系统的动态监测,提升SIF技术在生态系统碳动态监测中的应用水平。此外,未高时空分辨率的SIF数据与地球系统模型的结合,也将在植被与大气、土壤相互作用过程研究中发挥更大作用。

(3) 多源卫星数据的跨尺度融合。目前,SIF数据在不同空间尺度上的融合应用仍存在挑战,区域高分辨率数据与全球低分辨率数据之间的跨尺度融合难题亟待解决。未来的研究应着力于开发跨尺度遥感模型,通过多源卫星数据的时空融合技术,结合地基观测与机载数据,推动全球尺度与区域尺度之间的数据整合。这不仅将有助于提高SIF在生态系统动态监测中的应用广度,还能够通过与地球系统模型的结合,提升SIF数据在全球碳循环模拟中的作用,为复杂生态过程的模拟提供多层次、多尺度的观测支持。

(4) 大气校正与云层干扰。大气条件对SIF信号的影响显著,尤其在云层覆盖的情况下,观测数据的精度大幅降低。为提升数据质量,未来需要进一步发展更加精确的大气校正算法,特别是在复杂大气条件下的SIF观测。此外,结合多光谱遥感技术进行云层识别,将有效提高复杂大气条件下的观测能力,确保数据的可靠性和一致性。与此同时,研究还应致力于结合地球系统模型中的大气分量,充分考虑大气层对辐射传输的影响,从而在全球变化和气候极端事件的监测中提升SIF的应用价值。

(5) 极端气候与环境变化响应。在全球气候变化的背景下,极端气候事件(如干旱、高温等)对生态系统的影响日益凸显。SIF技术作为一种有效监测植物光合作用动态变化的手段,能够及时反映生态系统在极端气候条件下的生理响应。然而,如何提高SIF在应对极端气候事件中的敏感性和准确性,仍是未来研究中的重要方向。通过结合地球系统模型中的气候模块,SIF技术有望为极端气候事件下的碳循环动态提供实时监测和模型验证,为全球气候变化研究提供更加精确的观测数据支持。此外,结合SIF数据与生态模型,可以深入研究生态系统在气候变化中的适应机制与反馈效应,进而为应对气候变化的政策制定提供科学依据。

(6) 应用领域的扩展。尽管SIF技术在农业生产、陆地生态系统监测和气候变化研究中展现了巨大的应用潜力,但其在城市生态系统、湿地恢复等复杂环境中的应用仍不充分。未来应当拓展SIF的应用领域,特别是在空天地一体化遥感监测的支持下,结合多传感器技术,实现对城市绿地碳汇功能及生态服务能力的精细化评估。通过与地球系统模型结合,SIF可为城市生态系统的碳动态模拟提供科学支持,推动城市生态管理向科学化和精细化方向发展。

(7) 反演模型与算法优化。现有的SIF反演模型和算法在精度和计算效率之间存在一定的权衡,未来需进一步优化模型结构,提升其反演精度并降低计算复杂度。随着人工智能技术的迅速发展,基于深度学习的算法将为大规模遥感数据的处理提供全新思路,特别是在数据反演和模式识别方面,人工智能技术将发挥重要作用。未来研究应探索将SIF与地球系统模型相结合,利用人

工智能算法进行模型优化,提升SIF数据在大规模生态系统监测中的应用效果。通过引入智能化的数据处理框架,SIF技术在数据处理的准确性和效率方面将得到显著提升,同时也有助于推动统一SIF反演算法的标准化进程,增强研究结果的可比性。

(8) 卫星长期观测与历史数据集的构建。由于SIF卫星技术的发展较晚,其长期观测数据的积累尚不充分,限制了其在全球气候变化和生态系统长期趋势分析中的应用。未来需要通过历史数据反演和数据重分析,构建完整的SIF长期观测数据集,为研究全球碳循环的长期动态变化提供可靠基础。同时,结合地球系统模型中的长期观测数据,可以深入研究全球碳循环的长期动态变化,并在气候变化背景下评估生态系统的响应机制与适应能力。通过构建历史数据集,不仅可以填补SIF长期数据的空白,还可以为全球气候变化的长期预测提供数据支撑。

综上所述,卫星SIF技术在全球碳循环、农业生产预测及生态系统监测中具有广泛的应用前景。然而,其在数据精度、时空分辨率、大气校正等方面仍面临诸多挑战。未来通过结合空天地一体化监测体系、人工智能技术及地球系统模型,SIF技术将进一步推动全球生态系统与气候变化研究,为科学决策提供更加精准与高效的支持。

参考文献(References)

- Adams W W and Demmig-Adams B. 1992. Operation of the xanthophyll cycle in higher plants in response to diurnal changes in incident sunlight. *Planta*, 186(3): 390-398 [DOI: 10.1007/BF00195320]
- Alemohammad S H, Fang B, Konings A G, Aires F, Green J K, Kolasas J, Miralles D, Prigent C and Gentile P. 2017. Water, Energy, and Carbon with Artificial Neural Networks (WECANN): a statistically based estimate of global surface turbulent fluxes and gross primary productivity using solar-induced fluorescence. *Biogeosciences*, 14(18): 4101-4124 [DOI: 10.5194/bg-14-4101-2017]
- Alonso L, Sabater N, Vicent J, Mihai L and Moreno J. 2018. Atmospheric and instrumental effects on the fluorescence remote sensing retrieval//Proceedings of the IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain: IEEE: 3939-3942 [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8517895]
- Alton P B, North P R and Los S O. 2007. The impact of diffuse sunlight on canopy light-use efficiency, gross photosynthetic product and net ecosystem exchange in three forest biomes. *Global Change Biology*, 13(4): 776-787 [DOI: 10.1111/j.1365-2486.2007.01316.x]
- Beer C, Ciais P, Reichstein M, Baldocchi D, Law B E, Papale D, Sana J F, Ammann C, Buchmann N, Frank D, Gianelle D, Janssens I A, Knohl A, Köstner B, Moors E, Rouspard O, Verbeeck H, Vesala T, Williams C A and Wohlfahrt G. 2009. Temporal and among-site variability of inherent water use efficiency at the ecosystem level. *Global Biogeochemical Cycles*, 23(2): GB2018 [DOI: 10.1029/2008GB003233]
- Belwalkar A, Poblete T, Longmire A, Hornero A, Hernández-Clemente R and Zarco-Tejada P J. 2022. Evaluation of SIF retrievals from narrow-band and sub-nanometer airborne hyperspectral imagers flown in tandem: modelling and validation in the context of plant phenotyping. *Remote Sensing of Environment*, 273: 112986 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112986]
- Bessho K, Date K, Hayashi M, Ikeda A, Imai T, Inoue H, Kumagai Y, Miyakawa T, Murata H, Ohno T, Okuyama A, Oyama R, Sasaki Y, Shimazu Y, Shimoji K, Sumida Y, Suzuki M, Taniguchi H, Tsuchiyama H, Uesawa D, Yokota H and Yoshida R. 2016. An introduction to Himawari-8/9—Japan's new-generation geostationary meteorological satellites. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 94(2): 151-183 [DOI: 10.2151/jmsj.2016-009]
- Bu J Y, Gan G J, Chen J H, Su Y X, Yuan M J, Gao Y C, Domingo F, López-Ballesteros A, Migliavacca M, El-Madany T S, Gentile P, Xiao J F and Garcia M. 2024. Dryland evapotranspiration from remote sensing solar-induced chlorophyll fluorescence: constraining an optimal stomatal model within a two-source energy balance model. *Remote Sensing of Environment*, 303: 113999 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.113999]
- Celesti M, van der Tol C, Cogliati S, Panigada C, Yang P Q, Pinto F, Rascher U, Miglietta F, Colombo R and Rossini M. 2018. Exploring the physiological information of Sun-induced chlorophyll fluorescence through radiative transfer model inversion. *Remote Sensing of Environment*, 215: 97-108 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.013]
- Chang Q, Xiao X M, Jiao W Z, Wu X C, Doughty R, Wang J, Du L, Zou Z H and Qin Y W. 2019. Assessing consistency of spring phenology of snow-covered forests as estimated by vegetation indices, gross primary production, and solar-induced chlorophyll fluorescence. *Agricultural and Forest Meteorology*, 275: 305-316 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.06.002]
- Chen A P, Meng F D, Mao J F, Ricciuto D and Knapp A K. 2022. Photosynthesis phenology, as defined by solar-induced chlorophyll fluorescence, is overestimated by vegetation indices in the extra-tropical northern Hemisphere. *Agricultural and Forest Meteorology*, 323: 109027 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.109027]
- Chen J M and Liu J. 2020. Evolution of evapotranspiration models using thermal and shortwave remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 237: 111594 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111594]
- Chen R N, Liu L Y, Liu X J and Rascher U. 2024a. CMLR: a mechanistic global GPP dataset derived from TROPOMIS SIF observations. *Journal of Remote Sensing*, 4: 0127 [DOI: 10.34133/remotesensing.0127]
- Chen R N, Liu L Y, Liu Z Q, Liu X J, Kim J, Kim H S, Lee H, Wu G H, Guo C H and Gu L H. 2024b. SIF-based GPP modeling for evergreen forests considering the seasonal variation in maximum

- photochemical efficiency. *Agricultural and Forest Meteorology*, 344: 109814 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109814]
- Chipanshi A, Zhang Y S, Kouadio L, Newlands N, Davidson A, Hill H, Warren R, Qian B D, Daneshfar B, Bedard F and Reichert G. 2015. Evaluation of the Integrated Canadian Crop Yield Forecaster (ICCYF) model for in-season prediction of crop yield across the Canadian agricultural landscape. *Agricultural and Forest Meteorology*, 206: 137-150 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.03.007]
- Choudhury B J. 2001. Estimating gross photosynthesis using satellite and ancillary data: approach and preliminary results. *Remote Sensing of Environment*, 75(1): 1-21 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00151-6]
- Colombo R, Celesti M, Bianchi R, Campbell P K E, Cogliati S, Cook B D, Corp L A, Damm A, Domec J C, Guanter L, Julitta T, Middleton E M, Noormets A, Panigada C, Pinto F, Rascher U, Rossini M and Schickling A. 2018. Variability of sun-induced chlorophyll fluorescence according to stand age-related processes in a managed loblolly pine forest. *Global Change Biology*, 24(7): 2980-2996 [DOI: 10.1111/gcb.14097]
- Croft H, Chen J M, Luo X Z, Bartlett P, Chen B and Staebler R M. 2017. Leaf chlorophyll content as a proxy for leaf photosynthetic capacity. *Global Change Biology*, 23(9): 3513-3524 [DOI: 10.1111/gcb.13599]
- Damm A, Guanter L, Verhoef W, Schl pfer D, Garbari S and Schaepman M E. 2015. Impact of varying irradiance on vegetation indices and chlorophyll fluorescence derived from spectroscopy data. *Remote Sensing of Environment*, 156: 202-215 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.09.031]
- Dechant B, Ryu Y, Badgley G, Zeng Y L, Berry J A, Zhang Y G, Goulas Y, Li Z H, Zhang Q, Kang M, Li J and Moya I. 2020. Canopy structure explains the relationship between photosynthesis and sun-induced chlorophyll fluorescence in crops. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111733 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111733]
- Doughty R, K hler P, Frankenberg C, Magney T S, Xiao X M, Qin Y W, Wu X C and Moore B. 2019. TROPOMI reveals dry-season increase of solar-induced chlorophyll fluorescence in the Amazon forest. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(44): 22393-22398 [DOI: 10.1073/pnas.1908157116]
- Doughty R, Kurosui T P, Parazoo N, K hler P, Wang Y J, Sun Y and Frankenberg C. 2022. Global GOSAT, OCO-2, and OCO-3 solar-induced chlorophyll fluorescence datasets. *Earth System Science Data*, 14(4): 1513-1529 [DOI: 10.5194/essd-14-1513-2022]
- Dragoni D, Lakso A N and Piccioni R M. 2005. Transpiration of apple trees in a humid climate using heat pulse sap flow gauges calibrated with whole-canopy gas exchange chambers. *Agricultural and Forest Meteorology*, 130(1/2): 85-94 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2005.02.003]
- Du K Q, Huang J X, Wang W, Zeng Y L, Li X C and Zhao F. 2024a. Monitoring low-temperature stress in winter wheat using TROPOMI solar-induced chlorophyll fluorescence. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 4402111 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3351141]
- Du R Q, Xiang Y Z, Chen J Y, Lu X H, Wu Y X, He Y J, Xiang R, Zhang Z T and Chen Y W. 2024b. Potential of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) to access long-term dynamics of soil salinity using OCO-2 satellite data and machine learning method. *Geoderma*, 444: 116855 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2024.116855]
- Du S S, Liu L Y, Liu X J and Hu J C. 2017. Response of canopy solar-induced chlorophyll fluorescence to the absorbed photosynthetically active radiation absorbed by chlorophyll. *Remote Sensing*, 9(9): 911 [DOI: 10.3390/rs9090911]
- Du S S, Liu L Y, Liu X J, Zhang X, Zhang X Y, Bi Y M and Zhang L C. 2018. Retrieval of global terrestrial solar-induced chlorophyll fluorescence from TanSat satellite. *Science Bulletin*, 63(22): 1502-1512 [DOI: 10.1016/j.scib.2018.10.003]
- Du S S, Liu X J, Chen J D and Liu L Y. 2022. Prospects for solar-induced chlorophyll fluorescence remote sensing from the SIFIS payload onboard the TECIS-1 satellite. *Journal of Remote Sensing*, 2022: 9845432 [DOI: 10.34133/2022/9845432]
- Du S S. 2020. Retrieval of Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence Based on Domestic Satellites. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (杜珊珊. 2020. 国产卫星的日光诱导叶绿素荧光反演研究. 北京: 中国科学院大学) [DOI: 10.44231/d.cnki.gktxc.2020.000007]
- Everingham Y L, Muchow R C, Stone R C, Inman-Bamber N G, Singels A and Bezuidenhout C N. 2002. Enhanced risk management and decision-making capability across the sugarcane industry value chain based on seasonal climate forecasts. *Agricultural Systems*, 74 (3): 459-477 [DOI: 10.1016/S0308-521X(02)00050-1]
- Fancourt M, Ziv G, Boersma K F, Tavares J, Wang Y X and Galbraith D. 2022. Background climate conditions regulated the photosynthetic response of Amazon forests to the 2015/2016 El Ni o-southern Oscillation event. *Communications Earth and Environment*, 3: 209 [DOI: 10.1038/s43247-022-00533-3]
- Feng H Z, Xu T R, Liu L Y, Zhou S, Zhao J X, Liu S M, Xu Z W, Mao K B, He X L, Zhu Z L and Chai L N. 2021. Modeling transpiration with sun-induced chlorophyll fluorescence observations via carbon-water coupling methods. *Remote Sensing*, 13(4): 804 [DOI: 10.3390/rs13040804]
- Fisher J B, Lee B, Purdy A J, Halverson G H, Dohlen M B, Cawse-Nicholson K, Wang A, Anderson R G, Aragon B, Arain M A, Baldocchi D D, Baker J M, Barral H, Bernacchi C J, Bernhofer C, Biraud S C, Bohrer G, Brunsell N, Cappelaere B, Castro-Contreras S, Chun J, Conrad B J, Cremonese E, Demarty J, Desai A R, De Ligne A, Folt ynov  L, Goulden M L, Griffiths T J, Gr nwald T, Johnson M S, Kang M, Kelbe D, Kowalska N, Lim J H, Ma nasara I, McCabe M F, Missik J E C, Mohanty B P, Moore C E, Morillas L, Morrison R, Munger J W, Posse G, Richardson A D, Russell E S, Ryu Y, Sanchez-Azofeifa A, Schmidt M, Schwartz E, Sharp I,  igut L, Tang Y, Hulley G, Anderson M, Hain C, French A, Wood E and Hook S. 2020. ECOSTRESS: NASA's next generation mission to measure evapotranspiration from the international space station. *Water Resources Research*, 56(4): e2019WR026058 [DOI: 10.1029/2019WR026058]

- Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, Badgley G, Saatchi S S, Lee J E, Toon G C, Butz A, Jung M, Kuze A and Yokota T. 2011. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. *Geophysical Research Letters*, 38(17): L17706 [DOI: 10.1029/2011GL048738]
- Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, Badgley G, Saatchi S S, Lee J E, Toon G C, Butz A, Jung M, Kuze A and Yokota T. 2011. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. *Geophysical Research Letters*, 38(17): L17706 [DOI: 10.1029/2011GL048738]
- Frankenberg C, O'Dell C, Berry J, Guanter L, Joiner J, Köhler P, Pollock R and Taylor T E. 2014. Prospects for chlorophyll fluorescence remote sensing from the Orbiting Carbon Observatory-2. *Remote Sensing of Environment*, 147: 1-12 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.007]
- Frankenberg C, O'Dell C, Guanter L and McDuffie J. 2012. Remote sensing of near-infrared chlorophyll fluorescence from space in scattering atmospheres: implications for its retrieval and interferences with atmospheric CO₂ retrievals. *Atmospheric Measurement Techniques*, 5(8): 2081-2094 [DOI: 10.5194/amt-5-2081-2012]
- Gu L H and Sun Y. 2014. Artefactual responses of mesophyll conductance to CO₂ and irradiance estimated with the variable J and on-line isotope discrimination methods. *Plant, Cell and Environment*, 37(5): 1231-1249 [DOI: 10.1111/pce.12232]
- Gu L H, Han J M, Wood J D, Chang C Y Y and Sun Y. 2019. Sun-induced Chl fluorescence and its importance for biophysical modeling of photosynthesis based on light reactions. *New Phytologist*, 223(3): 1179-1191 [DOI: 10.1111/nph.15796]
- Gu L H, Han J M, Wood J D, Chang C Y Y and Sun Y. 2019. Sun-induced Chl fluorescence and its importance for biophysical modeling of photosynthesis based on light reactions. *New Phytologist*, 223(3): 1179-1191 [DOI: 10.1111/nph.15796]
- Guan K Y, Pan M, Li H B, Wolf A, Wu J, Medvigy D, Caylor K K, Sheffield J, Wood E F, Malhi Y, Liang M L, Kimball J S, Saleska S, Berry J, Joiner J and Lyapustin A I. 2015. Photosynthetic seasonality of global tropical forests constrained by hydroclimate. *Nature Geoscience*, 8(4): 284-289 [DOI: 10.1038/ngeo2382]
- Guanter L, Alonso L, Gómez-Chova L, Amorós-López J, Vila J and Moreno J. 2007. Estimation of solar-induced vegetation fluorescence from space measurements. *Geophysical Research Letters*, 34(8): L08401 [DOI: 10.1029/2007GL029289]
- Guanter L, Bacour C, Schneider A, Aben I, van Kempen T A, Maignan F, Retscher C, Köhler P, Frankenberg C, Joiner J and Zhang Y G. 2021. The TROPISIF global sun-induced fluorescence dataset from the Sentinel-5P TROPOMI mission. *Earth System Science Data*, 13(11): 5423-5440 [DOI: 10.5194/essd-13-5423-2021]
- Guanter L, Frankenberg C, Dudhia A, Lewis P E, Gómez-Dans J, Kuze A, Suto H and Grainger R G. 2012. Retrieval and global assessment of terrestrial chlorophyll fluorescence from GOSAT space measurements. *Remote Sensing of Environment*, 121: 236-251 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.02.006]
- Guanter L, Frankenberg C, Dudhia A, Lewis P E, Gómez-Dans J, Kuze A, Suto H and Grainger R G. 2012. Retrieval and global assessment of terrestrial chlorophyll fluorescence from GOSAT space measurements. *Remote Sensing of Environment*, 121: 236-251 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.02.006]
- Guanter L, Zhang Y G, Jung M, Joiner J, Voigt M, Berry J A, Frankenberg C, Huete A R, Zarco-Tejada P, Lee J E, Moran M S, Ponce-Campos G, Beer C, Camps-Valls G, Buchmann N, Gianelle D, Klumpp K, Cescatti A, Baker J M and Griffis T J. 2014. Global and time-resolved monitoring of crop photosynthesis with chlorophyll fluorescence. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111(14): E1327-E1333 [DOI: 10.1073/pnas.1320008111]
- Hao D L, Asrar G R, Zeng Y L, Yang X, Li X, Xiao J F, Guan K Y, Wen J G, Xiao Q, Berry J A and Chen M. 2021a. Potential of hotspot solar-induced chlorophyll fluorescence for better tracking terrestrial photosynthesis. *Global Change Biology*, 27(10): 2144-2158 [DOI: 10.1111/gcb.15554]
- Hao D L, Zeng Y L, Qiu H, Biriukova K, Celesti M, Migliavacca M, Rossini M, Asrar G R and Chen M. 2021b. Practical approaches for normalizing directional solar-induced fluorescence to a standard viewing geometry. *Remote Sensing of Environment*, 255: 112171 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112171]
- Hao D L, Zeng Y L, Zhang Z Y, Zhang Y G, Qiu H, Biriukova K, Celesti M, Rossini M, Zhu P, Asrar G R and Chen M. 2022. Adjusting solar-induced fluorescence to nadir-viewing provides a better proxy for GPP. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 186: 157-169 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.01.016]
- He L M, Chen J M, Liu J, Mo G and Joiner J. 2017. Angular normalization of GOME-2 Sun-induced chlorophyll fluorescence observation as a better proxy of vegetation productivity. *Geophysical Research Letters*, 44(11): 5691-5699 [DOI: 10.1002/2017GL073708]
- Huang Z, Zhou L and Chi Y G. 2023. Spring phenology rather than climate dominates the trends in peak of growing season in the northern Hemisphere. *Global Change Biology*, 29(16): 4543-4555 [DOI: 10.1111/gcb.16758]
- Huang Z, Zhou L, Zhong D W, Liu P and Chi Y G. 2024. Declined benefit of earlier spring greening on summer growth in northern ecosystems under future scenarios. *Agricultural and Forest Meteorology*, 351: 110019 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2024.110019]
- Jeong S J, Schimel D, Frankenberg C, Drewry D T, Fisher J B, Verma M, Berry J A, Lee J E and Joiner J. 2017. Application of satellite solar-induced chlorophyll fluorescence to understanding large-scale variations in vegetation phenology and function over northern high latitude forests. *Remote Sensing of Environment*, 190: 178-187 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.11.021]
- Joiner J, Yoshida Y, Guanter L and Middleton E M. 2016. New methods for the retrieval of chlorophyll red fluorescence from hyperspectral satellite instruments: simulations and application to GOME-2 and SCIAMACHY. *Atmospheric Measurement Techniques*, 9(8): 3939-3967 [DOI: 10.5194/amt-9-3939-2016]

- Joiner J, Yoshida Y, Köehler P, Campbell P, Frankenberg C, van der Tol C, Yang P Q, Parazoo N, Guanter L and Sun Y. 2020. Systematic orbital geometry-dependent variations in satellite solar-induced fluorescence (SIF) retrievals. *Remote Sensing*, 12(15): 2346 [DOI: 10.3390/rs12152346]
- Joiner J, Yoshida Y, Köehler P, Frankenberg C and Parazoo N C. 2019. L2 Daily Solar-Induced Fluorescence (SIF) from ERS-2 GOME, 1995-2003. Oak Ridge: ORNL DAAC [DOI: 10.3334/ORN-LDAAC/1758]
- Joiner J, Yoshida Y, Vasilkov A P, Middleton E M, Campbell P K E, Yoshida Y, Kuze A and Corp L A. 2012. Filling-in of near-infrared solar lines by terrestrial fluorescence and other geophysical effects: simulations and space-based observations from SCIAMACHY and GOSAT. *Atmospheric Measurement Techniques*, 5(4): 809-829 [DOI: 10.5194/amt-5-809-2012]
- Joiner J, Yoshida Y, Vasilkov A P, Schaefer K, Jung M, Guanter L, Zhang Y, Garrity S, Middleton E M, Huemmrich K F, Gu L and Beletti Marchesini L. 2014. The seasonal cycle of satellite chlorophyll fluorescence observations and its relationship to vegetation phenology and ecosystem atmosphere carbon exchange. *Remote Sensing of Environment*, 152: 375-391 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.06.022]
- Joiner J, Yoshida Y, Vasilkov A P, Yoshida Y, Corp L A and Middleton E M. 2011. First observations of global and seasonal terrestrial chlorophyll fluorescence from space. *Biogeosciences*, 8(3): 637-651 [DOI: 10.5194/bg-8-637-2011]
- Jung M, Reichstein M, Ciais P, Seneviratne S I, Sheffield J, Goulden M L, Bonan G, Cescatti A, Chen J Q, De Jeu R, Dolman A J, Eugster W, Gerten D, Gianelle D, Gobron N, Heinke J, Kimball J, Law B E, Montagnani L, Mu Q Z, Mueller B, Oleson K, Papale D, Richardson A D, Rouspard O, Running S, Tomelleri E, Viovy N, Weber U, Williams C, Wood E, Zaehle S and Zhang K. 2010. Recent decline in the global land evapotranspiration trend due to limited moisture supply. *Nature*, 467(7318): 951-954 [DOI: 10.1038/nature09396]
- Kang X Y, Huang C P, Zhang L F, Zhang Z and Lv X. 2022. Downscaling solar-induced chlorophyll fluorescence for field-scale cotton yield estimation by a two-step convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 201: 107260 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107260]
- Knohl A and Baldocchi D D. 2008. Effects of diffuse radiation on canopy gas exchange processes in a forest ecosystem. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 113(G2): G02023 [DOI: 10.1029/2007JG000663]
- Knyazikhin Y, Schull M A, Xu L, Myneni R B and Samanta A. 2011. Canopy spectral invariants. Part I: a new concept in remote sensing of vegetation. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 112(4): 727-735 [DOI: 10.1016/j.jqsrt.2010.06.014]
- Köhler P, Behrenfeld M J, Landgraf J, Joiner J, Magney T S and Frankenberg C. 2020. Global retrievals of solar-induced chlorophyll fluorescence at red wavelengths with TROPOMI. *Geophysical Research Letters*, 47(15): e2020GL087541 [DOI: 10.1029/2020GL087541]
- Köhler P, Frankenberg C, Magney T S, Guanter L, Joiner J and Landgraf J. 2018. Global retrievals of solar-induced chlorophyll fluorescence with TROPOMI: first results and intersensor comparison to OCO-2. *Geophysical Research Letters*, 45(19): 10,456-10,463 [DOI: 10.1029/2018GL079031]
- Köhler P, Frankenberg C, Magney T S, Guanter L, Joiner J and Landgraf J. 2018. Global retrievals of solar-induced chlorophyll fluorescence with TROPOMI: First results and intersensor comparison to OCO-2. *Geophysical Research Letters*, 45(19): 10,456-10,463 [DOI: 10.1029/2018GL079031]
- Köhler P, Guanter L and Frankenberg C. 2015a. Simplified physically based retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence from GOSAT data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(7): 1446-1450 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2407051]
- Köhler P, Guanter L and Joiner J. 2015b. A linear method for the retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence from GOME-2 and SCIAMACHY data. *Atmospheric Measurement Techniques*, 8(6): 2589-2608 [DOI: 10.5194/amt-8-2589-2015]
- Kool D, Agam N, Lazarovitch N, Heitman J L, Sauer T J and Ben-Gal A. 2014. A review of approaches for evapotranspiration partitioning. *Agricultural and Forest Meteorology*, 184: 56-70 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2013.09.003]
- Kooreman M L, Boersma K F, van Schaik E, van Versendaal R, Cacciari A and Tuinder O N E. 2020. SIFTER sun-induced vegetation fluorescence data from GOME-2A (version 2.0) [data set]/Royal Netherlands Meteorological Institute (KNMI) [DOI: 10.21944/gome2a-sifter-v2-sun-induced-fluorescence]
- Lee J E, Frankenberg C, van der Tol C, Berry J A, Guanter L, Boyce C K, Fisher J B, Morrow E, Worden J R, Asefi S, Badgley G and Saatchi S. 2013. Forest productivity and water stress in Amazonia: observations from GOSAT chlorophyll fluorescence. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 280(1761): 20130171 [DOI: 10.1098/rspb.2013.0171]
- Li X, Xiao J F, He B B, Arain M A, Beringer J, Desai A R, Emmel C, Hollinger D Y, Krasnova A, Mammarella I, Noe S M, Ortiz P S, Rey-Sanchez A C, Rocha A V and Varlagin A. 2018a. Solar-induced chlorophyll fluorescence is strongly correlated with terrestrial photosynthesis for a wide variety of biomes: First global analysis based on OCO-2 and flux tower observations. *Global Change Biology*, 24(9): 3990-4008 [DOI: 10.1111/gcb.14297]
- Li Y, He N P, Hou J H, Xu L, Liu C C, Zhang J H, Wang Q F, Zhang X M and Wu X Q. 2018b. Factors influencing leaf chlorophyll content in natural forests at the biome scale. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 6: 64 [DOI: 10.3389/fevo.2018.00064]
- Li Z H, Zhang Q, Li J, Yang X, Wu Y F, Zhang Z Y, Wang S H, Wang H Z and Zhang Y G. 2020. Solar-induced chlorophyll fluorescence and its link to canopy photosynthesis in maize from continuous ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111420 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111420]
- Li Z H, Zhang Y G, Zhang Q, Wu Y F, Zhang X K and Zhang Z Y. 2021. Tower-based automatic observation methods and systems of solar-induced chlorophyll fluorescence in vegetation canopy. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 25(5): 1152-1168 (李朝

- 晖, 张永光, 张乾, 吴云飞, 张小康, 章钊颖 2021. 植被冠层日光诱导叶绿素荧光塔基自动观测方法及系统介绍. 遥感学报, 25(5): 1152-1168 [DOI: 10.11834/jrs.20210254]
- Lin C J, Gentine P, Frankenberg C, Zhou S, Kennedy D and Li X. 2019. Evaluation and mechanism exploration of the diurnal hysteresis of ecosystem fluxes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 278: 107642 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107642]
- Liu C M, Zhang X Y and Zhang Y Q. 2002. Determination of daily evaporation and evapotranspiration of winter wheat and maize by large-scale weighing lysimeter and micro-lysimeter. *Agricultural and Forest Meteorology*, 111(2): 109-120 [DOI: 10.1016/S0168-1923(02)00015-1]
- Liu L Y, Guan L L and Liu X J. 2017. Directly estimating diurnal changes in GPP for C3 and C4 crops using far-red sun-induced chlorophyll fluorescence. *Agricultural and Forest Meteorology*: 232: 1-9 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2016.06.014]
- Liu W W, Luo S Z, Lu X L, Atherton J and Gastellu-Etchegorry J P. 2020a. Simulation-based evaluation of the estimation methods of far-red solar-induced chlorophyll fluorescence escape probability in discontinuous forest canopies. *Remote Sensing*, 12(23): 3962 [DOI: 10.3390/rs12233962]
- Liu X J and Liu L Y. 2015. Improving chlorophyll fluorescence retrieval using reflectance reconstruction based on principal components analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(8): 1645-1649 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2417857]
- Liu X J, Liu L Y, Hu J C, Guo J and Du S S. 2020b. Improving the potential of red SIF for estimating GPP by downscaling from the canopy level to the photosystem level. *Agricultural and Forest Meteorology*, 281: 107846 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107846]
- Liu Y J, You C H, Zhang Y G, Chen S P, Zhang Z Y, Li J and Wu Y F. 2021. Resistance and resilience of grasslands to drought detected by SIF in inner Mongolia, China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 308-309: 108567 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108567]
- Liu Y J, Zhang Y G, Shan N, Zhang Z Y and Wei Z W. 2022b. Global assessment of partitioning transpiration from evapotranspiration based on satellite solar-induced chlorophyll fluorescence data. *Journal of Hydrology*, 612: 128044 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2022.128044]
- Liu Y Y, Wang S Q, Wang X B, Chen B, Chen J H, Wang J B, Huang M, Wang Z S, Ma L, Wang P Y, Amir M and Zhu K. 2022a. Exploring the superiority of solar-induced chlorophyll fluorescence data in predicting wheat yield using machine learning and deep learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192: 106612 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106612]
- Liu Z Q, Guo C H, Yu Q, Zhu P, Peng X B, Dong M Q, Cai H J and Lu X L. 2024. A SIF-based approach for quantifying canopy photosynthesis by simulating the fraction of open PSII reaction centers (qL). *Remote Sensing of Environment*, 305: 114111 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114111]
- Liu Z Q, Zhao F, Liu X J, Yu Q, Wang Y F, Peng X B, Cai H J and Lu X L. 2022c. Direct estimation of photosynthetic CO₂ assimilation from solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF). *Remote Sensing of Environment*, 271: 112893 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112893]
- Lu X L, Liu Z Q, An S Q, Miralles D G, Maes W, Liu Y L and Tang J W. 2018. Potential of solar-induced chlorophyll fluorescence to estimate transpiration in a temperate forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 252: 75-87 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.01.017]
- Maes W H, Pagán B R, Martens B, Gentine P, Guanter L, Steppe K, Verhoest N E C, Dorigo W, Li X, Xiao J F and Miralles D G. 2020. Sun-induced fluorescence closely linked to ecosystem transpiration as evidenced by satellite data and radiative transfer models. *Remote Sensing of Environment*, 249: 112030 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112030]
- Magney T S, Barnes M L and Yang X. 2020. On the covariation of chlorophyll fluorescence and photosynthesis across scales. *Geophysical Research Letters*, 47(23): e2020GL091098 [DOI: 10.1029/2020GL091098]
- Magney T S, Bowling D R, Logan B A, Grossmann K, Stutz J, Blanken P D, Burns S P, Cheng R, Garcia M A, Köhler P, Lopez S, Parazoo N C, Raczka B, Schimel D and Frankenberg C. 2019. Mechanistic evidence for tracking the seasonality of photosynthesis with solar-induced fluorescence. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(24): 11640-11645 [DOI: 10.1073/pnas.1900278116]
- Marrs J K, Jones T S, Allen D W and Hutrya L R. 2021. Instrumentation sensitivities for tower-based solar-induced fluorescence measurements. *Remote Sensing of Environment*, 259: 112413 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112413]
- Mercado L M, Bellouin N, Sitch S, Boucher O, Huntingford C, Wild M and Cox P M. 2009. Impact of changes in diffuse radiation on the global land carbon sink. *Nature*, 458(7241): 1014-1017 [DOI: 10.1038/nature07949]
- Mohammadi K, Jiang Y L and Wang G L. 2022. Flash drought early warning based on the trajectory of solar-induced chlorophyll fluorescence. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 119(32): e2202767119 [DOI: 10.1073/pnas.2202767119]
- Mohammed G H, Colombo R, Middleton E M, Rascher U, van der Tol C, Nedbal L, Goulas Y, Pérez-Priego O, Damm A, Meroni M, Joiner J, Cogliati S, Verhoef W, Malenovsky Z, Gastellu-Etchegorry J P, Miller J R, Guanter L, Moreno J, Moya I, Berry J A, Frankenberg C and Zarco-Tejada P J. 2019. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) in vegetation: 50 years of progress. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111177 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.030]
- Monteith J L. 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *Journal of Applied Ecology*, 9(3): 747-766 [DOI: 10.2307/2401901]
- Newlands N K, Zamar D S, Kouadio L A, Zhang Y S, Chipanshi A, Potgieter A, Toure S and Hill H S J. 2014. An integrated, probabilistic model for improved seasonal forecasting of agricultural crop yield under environmental uncertainty. *Frontiers in Environmen-*

- tal Science, 2: 17 [DOI: 10.3389/fenvs.2014.00017]
- Ni Z Y, Lu Q F, Wang Z W and Wang F. 2021. A review of retrieving in sun-induced chlorophyll fluorescence. *Advances in Meteorological Science and Technology*, 11(5): 8-20. (倪卓娅, 陆其峰, 王志伟, 王富 2021. 叶绿素荧光反演方法调研. *气象科技进展*, 11(5): 8-20) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2021.05.002]
- Pagán B R, Maes W H, Gentile P, Martens B and Miralles D G. 2019. Exploring the potential of satellite solar-induced fluorescence to constrain global transpiration estimates. *Remote Sensing*, 11(4): 413 [DOI: 10.3390/rs11040413]
- Parazoo N C, Bowman K, Fisher J B, Frankenberg C, Jones D B A, Cescatti A, Pérez-Priego Ó, Wohlfahrt G and Montagnani L. 2014. Terrestrial gross primary production inferred from satellite fluorescence and vegetation models. *Global Change Biology*, 20(10): 3103-3121 [DOI: 10.1111/gcb.12652]
- Peng B, Guan K Y, Chen M, Lawrence D M, Pokhrel Y, Suyker A, Arkebauer T and Lu Y Q. 2018. Improving maize growth processes in the community land model: implementation and evaluation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 250-251: 64-89 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.11.012]
- Peng B, Guan K Y, Zhou W, Jiang C Y, Frankenberg C, Sun Y, He L Y and Köhler P. 2020. Assessing the benefit of satellite-based Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence in crop yield prediction. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 90: 102126 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102126]
- Peng J L, Li M, Chu R H, Ni F, Xie P F, Jiang Y L and Shen S H. 2021. Research progress of sun-induced chlorophyll fluorescence inversion and its application in vegetation environmental stress monitoring. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 49(24): 29-40 (彭金龙, 李萌, 褚荣浩, 倪锋, 谢鹏飞, 蒋跃林, 申双和. 2021. 日光诱导叶绿素荧光反演及其在植被环境胁迫监测中的研究进展. *江苏农业科学*, 49(24): 29-40) [DOI: 10.15889/j.issn.1002-1302.2021.24.005]
- Perez-Priego O, Zarco-Tejada P J, Miller J R, Sepulcre-Canto G and Fereres E. 2005. Detection of water stress in orchard trees with a high-resolution spectrometer through chlorophyll fluorescence infilling of the O₂-A band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(12): 2860-2869 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.857906]
- Plascyk J A. 1975. The MK II Fraunhofer line discriminator (FLD-II) for airborne and orbital remote sensing of solar-stimulated luminescence. *Optical Engineering*, 14(4): 339-330
- Porcar-Castell A, Malenovsky Z, Magney T, Van Wittenberghe S, Fernández-Marin B, Maignan F, Zhang Y G, Maseyk K, Atherton J, Albert L P, Robson T M, Zhao F, Garcia-Plazaola J I, Ensminger I, Rajewicz P A, Grebe S, Tikkanen M, Kellner J R, Ihalaainen J A, Rascher U and Logan B. 2021. Chlorophyll *a* fluorescence illuminates a path connecting plant molecular biology to Earth-system science. *Nature Plants*, 7(8): 998-1009 [DOI: 10.1038/s41477-021-00980-4]
- Porcar-Castell A, Tyystjärvi E, Atherton J, van der Tol C, Flexas J, Pfündel E E, Moreno J, Frankenberg C and Berry J A. 2014. Linking chlorophyll *a* fluorescence to photosynthesis for remote sensing applications: mechanisms and challenges. *Journal of Experimental Botany*, 65(15): 4065-4095 [DOI: 10.1093/jxb/eru191]
- Qiu B, Ge J, Guo W D, Pitman A J and Mu M Y. 2020. Responses of Australian dryland vegetation to the 2019 heat wave at a subdaily scale. *Geophysical Research Letters*, 47(4): e2019GL086569 [DOI: 10.1029/2019gl086569]
- Qiu R N, Han G, Li X, Xiao J F, Liu J G, Wang S H, Li S W and Gong W. 2024. Contrasting responses of relationship between solar-induced fluorescence and gross primary production to drought across aridity gradients. *Remote Sensing of Environment*, 302: 113984 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113984]
- Qiu R N, Li X, Han G, Xiao J F, Ma X and Gong W. 2022. Monitoring drought impacts on crop productivity of the U.S. Midwest with solar-induced fluorescence: GOSIF outperforms GOME-2 SIF and MODIS NDVI, EVI, and NIRv. *Agricultural and Forest Meteorology*, 323: 109038 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.109038]
- Roderick M L, Farquhar G D, Berry S L and Noble I R. 2001. On the direct effect of clouds and atmospheric particles on the productivity and structure of vegetation. *Oecologia*, 129(1): 21-30 [DOI: 10.1007/s004420100760]
- Rogers C A and Chen J M. 2022. Land cover and latitude affect vegetation phenology determined from solar induced fluorescence across Ontario, Canada. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 114: 103036 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103036]
- Sabater N, Kolmonen P, Van Wittenberghe S, Arola A and Moreno J. 2021. Challenges in the atmospheric characterization for the retrieval of spectrally resolved fluorescence and PRI region dynamics from space. *Remote Sensing of Environment*, 254: 112226 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112226]
- Schlesinger W H and Jasechko S. 2014. Transpiration in the global water cycle. *Agricultural and Forest Meteorology*, 189-190: 115-117 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.01.011]
- Schmit T J, Griffith P, Gunshor M M, Daniels J M, Goodman S J and Lebar W J. 2017. A closer look at the ABI on the GOES-R series. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(4): 681-698
- Scodellaro R, Cesana I, D'Alfonso L, Bouzin M, Collini M, Chirico G, Colombo R, Miglietta F, Celesti M, Schuettemeyer D, Cogliati S and Sironi L. 2022. A novel hybrid machine learning phasor-based approach to retrieve a full set of solar-induced fluorescence metrics and biophysical parameters. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113196 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113196]
- Shan N, Ju W M, Migliavacca M, Martini D, Guanter L, Chen J M, Goulas Y and Zhang Y G. 2019. Modeling canopy conductance and transpiration from solar-induced chlorophyll fluorescence. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268: 189-201 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.01.031]
- Shan N, Zhang Y G, Chen J M, Ju W M, Migliavacca M, Peñuelas J, Yang X, Zhang Z Y, Nelson J A and Goulas Y. 2021. A model for estimating transpiration from remotely sensed solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112134 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112134]
- She X J, Li Y, Jiao W Z, Sun Y H, Ni X N, Zuo Z P, Knyazikhin Y and

- Myneni R B. 2024. Varied responses of Amazon forests to the 2005, 2010, and 2015/2016 droughts inferred from multi-source satellite data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 353: 110051 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2024.110051]
- Shelia V, Hansen J, Sharda V, Porter C, Aggarwal P, Wilkerson C J and Hoogenboom G. 2019. A multi-scale and multi-model gridded framework for forecasting crop production, risk analysis, and climate change impact studies. *Environmental Modelling and Software*, 115: 144-154 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2019.02.006]
- Shi D D, Jiang Y, Li W Q, Wen Y, Wu F and Zhao S D. 2024. Spatial-temporal heterogeneity of spring phenology in boreal forests as estimated by satellite solar-induced chlorophyll fluorescence and vegetation index. *Agricultural and Forest Meteorology*, 346: 109888 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2024.109888]
- Smith D M and Allen S J. 1996. Measurement of sap flow in plant stems. *Journal of Experimental Botany*, 47(12): 1833-1844 [DOI: 10.1093/jxb/47.12.1833]
- Smith W K, Biederman J A, Scott R L, Moore D J P, He M, Kimball J S, Yan D, Hudson A, Barnes M L, Macbean N, Fox A M and Litvak M E. 2018. Chlorophyll fluorescence better captures seasonal and interannual gross primary productivity dynamics across dry-land ecosystems of southwestern North America. *Geophysical Research Letters*, 45(2): 748-757 [DOI: 10.1002/2017gl075922]
- Song L, Guanter L, Guan K Y, You L Z, Huete A, Ju W M and Zhang Y G. 2018. Satellite sun-induced chlorophyll fluorescence detects early response of winter wheat to heat stress in the Indian Indo-Gangetic Plains. *Global Change Biology*, 24(9): 4023-4037 [DOI: 10.1111/gcb.14302]
- Stenberg P. 2007. Simple analytical formula for calculating average photon recollision probability in vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 221-224 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.014]
- Sun Y, Frankenberg C, Jung M, Joiner J, Guanter L, Köhler P and Magney T. 2018. Overview of Solar-Induced chlorophyll Fluorescence (SIF) from the Orbiting Carbon Observatory-2: retrieval, cross-mission comparison, and global monitoring for GPP. *Remote Sensing of Environment*, 209: 808-823 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.02.016]
- Sun Y, Frankenberg C, Wood J D, Schimel D S, Jung M, Guanter L, Drewry D T, Verma M, Porcar-Castell A, Griffis T J, Gu L, Magney T S, Köhler P, Evans B and Yuen K. 2017. OCO-2 advances photosynthesis observation from space via solar-induced chlorophyll fluorescence. *Science*, 358(6360): eaam5747 [DOI: 10.1126/science.aam5747]
- Sun Z Q, Yang S X, Shi S and Yang J. 2021. The effect of principal component analysis parameters on solar-induced chlorophyll fluorescence signal extraction. *Applied Sciences*, 11(11): 4883 [DOI: 10.3390/app11114883]
- Talsma C J, Good S P, Jimenez C, Martens B, Fisher J B, Miralles D G, McCabe M F and Purdy A J. 2018. Partitioning of evapotranspiration in remote sensing-based models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 260-261: 131-143 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.05.010]
- Taylor T E, Eldering A, Merrelli A, Kiel M, Somkuti P, Cheng C, Rosenberg R, Fisher B, Crisp D, Basilio R, Bennett M, Cervantes D, Chang A, Dang L, Frankenberg C, Haemmerle V R, Keller G R, Kurosu T, Laughner J L, Lee R, Marchetti Y, Nelson R R, O'Dell C W, Osterman G, Pavlick R, Roehl C, Schneider R, Spillers G, To C, Wells C, Wennberg P O, Yelamanchili A and Yu S S. 2020. OCO-3 early mission operations and initial (vEarly) XCO₂ and SIF retrievals. *Remote Sensing of Environment*, 251: 112032 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112032]
- Taylor T E, Eldering A, Merrelli A, Kiel M, Somkuti P, Cheng C, Rosenberg R, Fisher B, Crisp D, Basilio R, Bennett M, Cervantes D, Chang A, Dang L, Frankenberg C, Haemmerle V R, Keller G R, Kurosu T, Laughner J L, Lee R, Marchetti Y, Nelson R R, O'Dell C W, Osterman G, Pavlick R, Roehl C, Schneider R, Spillers G, To C, Wells C, Wennberg P O, Yelamanchili A and Yu S S. 2020. OCO-3 early mission operations and initial (vEarly) XCO₂ and SIF retrievals. *Remote Sensing of Environment*, 251: 112032 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112032]
- Valkenburg B, De Lannoy G J M, Gruber A, Miralles D G, Köhler P, Frankenberg C, Desai A R, Humphreys E, Klatt J, Lohila A, Nilsson M B, Tuittila E S and Bechtold M. 2023. Drought and waterlogging stress regimes in northern peatlands detected through satellite retrieved solar-induced chlorophyll fluorescence. *Geophysical Research Letters*, 50(19): e2023GL105205 [DOI: 10.1029/2023GL105205]
- van der Tol C, Berry J A, Campbell P K E and Rascher U. 2014. Models of fluorescence and photosynthesis for interpreting measurements of solar-induced chlorophyll fluorescence. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 119(12): 2312-2327 [DOI: 10.1002/2014jg002713]
- van der Tol C, Verhoef W and Rosema A. 2009. A model for chlorophyll fluorescence and photosynthesis at leaf scale. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(1): 96-105 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2008.07.007]
- Verma M, Schimel D, Evans B, Frankenberg C, Beringer J, Drewry D T, Magney T, Marang I, Hutley L, Moore C and Eldering A. 2017. Effect of environmental conditions on the relationship between solar-induced fluorescence and gross primary productivity at an Oz-Flux grassland site. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 122(3): 716-733 [DOI: 10.1002/2016JG003580]
- Vogelmann T C. 1993. Plant tissue optics. *Annual Review of Plant Biology*, 44: 231-251 [DOI: 10.1146/annurev.pp.44.060193.001311]
- Walther S, Voigt M, Thum T, Gonsamo A, Zhang Y G, Köhler P, Jung M, Varlagin A and Guanter L. 2016. Satellite chlorophyll fluorescence measurements reveal large-scale decoupling of photosynthesis and greenness dynamics in boreal evergreen forests. *Global Change Biology*, 22(9): 2979-2996 [DOI: 10.1111/gcb.13200]
- Wang C, Yang Y J, Yin G F, Xie Q Y, Xu B D, Verger A, Descals A, Filella I and Peñuelas J. 2024. Divergence in autumn phenology extracted from different satellite proxies reveals the timetable of leaf senescence over deciduous forests. *Geophysical Research Letters*, 51(4): e2023GL107346 [DOI: 10.1029/2023GL107346]
- Wang S H, Cescatti A, Zhang Y G, Zhou Y Y, Song L and Li J. 2023.

- Global enhanced vegetation photosynthesis in urban environment and its drivers revealed by satellite solar-induced chlorophyll fluorescence data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 340: 109622 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109622]
- Wang S H, Ju W M, Peñuelas J, Cescatti A, Zhou Y Y, Fu Y S, Huete A, Liu M and Zhang Y G. 2019. Urban – rural gradients reveal joint control of elevated CO₂ and temperature on extended photosynthetic seasons. *Nature Ecology and Evolution*, 3(7): 1076-1085 [DOI: 10.1038/s41559-019-0931-1]
- Wen X F, Yang B, Sun X M and Lee X. 2016. Evapotranspiration partitioning through in-situ oxygen isotope measurements in an oasis cropland. *Agricultural and Forest Meteorology*, 230-231: 89-96 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.12.003]
- Wickliff J L and Aronoff S. 1962. Evidence for absence of diurnal variation of chlorophyll content in mature leaves of soybean. *Plant Physiology*, 37(5): 590-594 [DOI: 10.1104/pp.37.5.590]
- Wood J D, Griffiths T J, Baker J M, Frankenberg C, Verma M and Yuen K. 2017. Multiscale analyses of solar-induced fluorescence and gross primary production. *Geophysical Research Letters*, 44(1): 533-541 [DOI: 10.1002/2016gl070775]
- Wu G H, Jiang C Y, Kimm H, Wang S, Bernacchi C, Moore C E, Suyker A, Yang X, Magney T, Frankenberg C, Ryu Y, Dechant B and Guan K Y. 2022. Difference in seasonal peak timing of soybean far-red SIF and GPP explained by canopy structure and chlorophyll content. *Remote Sensing of Environment*, 279: 113104 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113104]
- Wu L S, Zhang Y G, Zhang Z Y, Zhang X K and Wu Y F. 2022. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence and its applications in terrestrial ecosystem monitoring. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 46(10): 1167-1199 (吴霖升, 张永光, 章钊颖, 张小康, 吴云飞. 2022. 日光诱导叶绿素荧光遥感及其在陆地生态系统监测中的应用. *植物生态学报*, 46(10): 1167-1199) [DOI: 10.17521/cjpe.2022.0233]
- Xiao J F, Chevallier F, Gomez C, Guanter L, Hicke J A, Huete A R, Ichii K, Ni W J, Pang Y, Rahman A F, Sun G Q, Yuan W P, Zhang L and Zhang X Y. 2019. Remote sensing of the terrestrial carbon cycle: a review of advances over 50 years. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111383 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111383]
- Xiao J F, Fisher J B, Hashimoto H, Ichii K and Parazoo N C. 2021. Emerging satellite observations for diurnal cycling of ecosystem processes. *Nature Plants*, 7(7): 877-887 [DOI: 10.1038/s41477-021-00952-8]
- Xu Y, Li M W, Wu Z F, Li X R, Liu Z C, Nie X Y, Zhang X, Chen J H, Hao F H and Fu Y H. 2024. Autumn phenology consistently delays in subtropical forests in China based on a new process-based model integrating temperature, photoperiod and precipitation. *Environmental Research: Ecology*, 3(3): 035003 [DOI: 10.1088/2752-664X/ad63ae]
- Yang J J, Liu Z Q, Yu Q and Lu X L. 2024. Estimation of global transpiration from remotely sensed solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 303: 113998 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.113998]
- Yang J L, Xiao X M, Doughty R, Zhao M M, Zhang Y, Köhler P, Wu X C, Frankenberg C and Dong J W. 2022. TROPOMI SIF reveals large uncertainty in estimating the end of plant growing season from vegetation indices data in the Tibetan Plateau. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113209 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113209]
- Yang L Y, Wang W G and Wei J. 2023a. Assessing the response of vegetation photosynthesis to flash drought events based on a new identification framework. *Agricultural and Forest Meteorology*, 339: 109545 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109545]
- Yang M M, Liu J, Wang Y, Chen J M, Cui Z Y, Zhang Z J, Chen Z X and Cheng X G. 2023b. Prominent impact of diurnal rainfall variations on evapotranspiration and gross primary productivity in forests over low latitudes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 342: 109740 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109740]
- Yang P Q and van der Tol C. 2018. Linking canopy scattering of far-red sun-induced chlorophyll fluorescence with reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 209: 456-467 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.02.029]
- Yang P Q, van der Tol C, Campbell P K E and Middleton E M. 2020. Fluorescence Correction Vegetation Index (FCVI): a physically based reflectance index to separate physiological and non-physiological information in far-red sun-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111676 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111676]
- Yang P Q, van der Tol C, Verhoef W, Damm A, Schickling A, Kraska T, Muller O and Rascher U. 2019. Using reflectance to explain vegetation biochemical and structural effects on sun-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 231: 110996 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.039]
- Yao T T, Liu S X, Hu S and Mo X G. 2022. Response of vegetation ecosystems to flash drought with solar-induced chlorophyll fluorescence over the Hai River Basin, China during 2001-2019. *Journal of Environmental Management*, 313: 114947 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2022.114947]
- Yu J C, Li X J, Du H Q, Mao F J, Xu Y X, Huang Z H, Zhao Y Y, Lv L J, Song M X, Huang L and Dong D J. 2024. Solar-induced fluorescence-based phenology of subtropical forests in China and its response to climate factors. *Agricultural and Forest Meteorology*, 356: 110182 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2024.110182]
- Zeng Y L, Badgley G, Dechant B, Ryu Y, Chen M and Berry J A. 2019. A practical approach for estimating the escape ratio of near-infrared solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111209 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.028]
- Zhan C H, Zhang Z Y and Zhang Y G. 2020. Recent advances in the radiative transfer models of sun-induced chlorophyll fluorescence. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(8): 945-957 (詹春晖, 章钊颖, 张永光. 2020. 日光诱导叶绿素荧光辐射传输模型研究进展. *遥感学报*, 24(8): 945-957) [DOI: 10.11834/jrs.20209379]
- Zhang J R, Gonsamo A, Tong X J, Xiao J F, Rogers C A, Qin S H, Liu P R, Yu P Y and Ma P. 2023a. Solar-induced chlorophyll fluorescence captures photosynthetic phenology better than traditional vegetation indices. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 203: 183-198 [DOI: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2023.

- 07.021]
- Zhang J R, Xiao J F, Tong X J, Zhang J S, Meng P, Li J, Liu P R and Yu P Y. 2022. NIRv and SIF better estimate phenology than NDVI and EVI: effects of spring and autumn phenology on ecosystem production of planted forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 315: 108819 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.108819]
- Zhang K, Kimball J S and Running S W. 2016. A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation. *WIREs Water*, 3(6): 834-853 [DOI: 10.1002/wat2.1168]
- Zhang Z Y and Zhang Y G. 2023. Solar angle matters: diurnal pattern of solar-induced chlorophyll fluorescence from OCO-3 and TROPOMI. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113380 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113380]
- Zhang Z Y, Chen J M, Guanter L, He L M and Zhang Y G. 2019. From canopy-leaving to total canopy far-red fluorescence emission for remote sensing of photosynthesis: first results from TROPOMI. *Geophysical Research Letters*, 46(21): 12030-12040 [DOI: 10.1029/2019GL084832]
- Zhang Z Y, Guanter L, Porcar-Castell A, Rossini M, Pacheco-Labrador J and Zhang Y G. 2023b. Global modeling diurnal gross primary production from OCO-3 solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113383 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113383]
- Zhang Z Y, Wang S H, Qiu B, Song L and Zhang Y G. 2019. Retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence and advancements in carbon cycle application. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 23(1): 37-52 (章钊颖, 王松寒, 邱博, 宋练, 张永光. 2019. 日光诱导叶绿素荧光遥感反演及碳循环应用进展. *遥感学报*, 23(1): 37-52) [DOI: 10.11834/jrs.20197485]
- Zhang Z Y, Zhang Y G, Chen J M, Ju W M, Migliavacca M and El-Madany T S. 2021. Sensitivity of estimated total canopy SIF emission to remotely sensed LAI and BRDF products. *Journal of Remote Sensing*, 2021: 9795837 [DOI: 10.34133/2021/9795837]
- Zhang Z Y, Zhang Y G, Joiner J and Migliavacca M. 2018. 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. *Global Change Biology*, 24(11): 5017-5020 [DOI: 10.1111/gcb.14427]
- Zhang Z Y, Zhang Y G, Porcar-Castell A, Joiner J, Guanter L, Yang X, Migliavacca M, Ju W M, Sun Z G, Chen S P, Martini D, Zhang Q, Li Z H, Cleverly J, Wang H Z and Goulas Y. 2020a. Reduction of structural impacts and distinction of photosynthetic pathways in a global estimation of GPP from space-borne solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111722 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111722]
- Zhang Z Y, Zhang Y G, Zhang Q, Chen J M, Porcar-Castell A, Guanter L, Wu Y F, Zhang X K, Wang H Z, Ding D W and Li Z Y. 2020b. Assessing bi-directional effects on the diurnal cycle of measured solar-induced chlorophyll fluorescence in crop canopies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 295: 108147 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2020.108147]
- Zhang Z Y, Zhang Y G, Zhang Y and Chen J M. 2020c. Correcting clear-sky bias in gross primary production modeling from satellite solar-induced chlorophyll fluorescence data. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(9): e2020JG005822 [DOI: 10.1029/2020jg005822]
- Zheng C, Wang S Q, Chen J M, Xiao J F, Chen J H, Zhu K and Sun L G. 2024. Modeling transpiration using solar-induced chlorophyll fluorescence and photochemical reflectance index synergistically in a closed-canopy winter wheat ecosystem. *Remote Sensing of Environment*, 302: 113981 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113981]
- Zhou K, Zhang Q, Xiong L H and Gentile P. 2022. Estimating evapotranspiration using remotely sensed solar-induced fluorescence measurements. *Agricultural and Forest Meteorology*, 314: 108800 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108800]
- Zhou S, Yu B F, Huang Y F and Wang G Q. 2014. The effect of vapor pressure deficit on water use efficiency at the subdaily time scale. *Geophysical Research Letters*, 41(14): 5005-5013 [DOI: 10.1002/2014GL060741]
- Zhou Y Y. 2022. Understanding urban plant phenology for sustainable cities and planet. *Nature Climate Change*, 12(4): 302-304 [DOI: 10.1038/s41558-022-01331-7]

Satellite solar-induced chlorophyll fluorescence remote sensing: A decade of development

ZHANG Yongguang, WU Linsheng, ZHANG Zhaoying

Abstract: Over the last decade, satellite-based Solar-Induced chlorophyll Fluorescence (SIF) remote sensing has revolutionized the monitoring of vegetation photosynthesis, carbon cycling, and ecosystem dynamics. Unlike traditional vegetation indices that only capture potential photosynthesis, SIF offers a direct measurement of photosynthetic activity, providing unprecedented insights into plant physiological processes under natural conditions. This advancement has catalyzed new research avenues, especially in estimating Gross Primary Production (GPP), detecting vegetation phenology, assessing crop yields, and monitoring plant stress.

With the development of hyperspectral sensors and refined retrieval algorithms, SIF data now achieve higher spatial and temporal resolutions, enabling detailed analysis of vegetation dynamics at scales ranging from local to global. Significant progress has been made in

understanding the SIF-GPP relationship, which serves as a cornerstone for integrating SIF into terrestrial ecosystem models. Mechanistic studies have highlighted the role of canopy structure, light use efficiency, and fluorescence quantum yield in regulating SIF emissions. The coupling of SIF with land surface models, such as BETHY and CLM4, has further improved GPP estimation and reduced uncertainties in global carbon cycle simulations. Additionally, China's advancements in satellite technologies, exemplified by the "Goumang" satellite, have enhanced SIF retrieval accuracy, setting new benchmarks for hyperspectral remote sensing.

Beyond carbon cycling, SIF has proven to be a valuable tool for monitoring vegetation responses to environmental stressors, including drought, heatwaves, and flooding. Its sensitivity to changes in photosynthetic efficiency under stress conditions offers unique advantages over traditional indicators. Recent studies have also demonstrated the utility of SIF in evapotranspiration (ET) estimation by integrating SIF with meteorological models, such as the Penman-Monteith framework, improving our understanding of water-carbon coupling. Furthermore, SIF enables the monitoring of vegetation phenology across different ecosystems, providing seasonal insights into growth dynamics, productivity, and the impact of climatic variability.

Despite these advancements, challenges persist. Atmospheric correction, cross-scale data fusion, and the influence of canopy structural heterogeneity remain areas requiring further refinement. Additionally, understanding the response of SIF to extreme climatic events and its implications for global change studies is an emerging frontier. Expanding the mechanistic understanding of SIF emission processes, particularly under extreme environmental conditions, is essential for advancing its application in ecological research. Future research should focus on optimizing retrieval techniques, exploring SIF's role in multi-sensor data assimilation, and advancing models to capture its mechanistic links with GPP and environmental drivers. Integration of SIF with other remote sensing data streams, including thermal and hyperspectral reflectance, could provide new opportunities for improving carbon and water flux modeling. These advancements will be crucial in addressing the challenges of global ecological monitoring and enhancing our understanding of ecosystem resilience.

As a direct indicator of photosynthetic activity, SIF is poised to play an increasingly critical role in global ecological research. It offers not only enhanced capabilities for monitoring vegetation dynamics but also the potential to improve carbon flux modeling and address pressing challenges in understanding ecosystem resilience under climate change. By bridging the gap between physiology and remote sensing, SIF provides a robust foundation for advancing global change science and informing sustainable ecosystem management.

Key words: satellite solar-induced chlorophyll fluorescence, GPP simulation, carbon cycle monitoring, vegetation phenology monitoring, vegetation stress monitoring

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42125105, 42471405); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No. BK20240068)