DOI: 10.20103/j.stxb.202405101051

武晶晶,王旭峰,张松林,李宗省.东亚地区植被光合日内变化特征——融合 OCO-3 和 Himawari-8 的分析.生态学报,2024,44(21):9884-9895. Wu J J, Wang X F, Zhang S L, Li Z X. Analysis of diurnal variation of vegetation photosynthesis in East Asia by fusing OCO-3 and Himawari-8. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(21):9884-9895.

东亚地区植被光合日内变化特征

——融合 OCO-3 和 Himawari-8 的分析

武晶晶1,2,王旭峰2,*,张松林1,李宗省3

1 西北师范大学地理与环境科学学院,兰州 730070

2 中国科学院西北生态环境资源研究院,黑河遥感试验研究站,兰州 730000

3 中国科学院西北生态环境资源研究院,祁连山同位素生态水文与国家公园观测站/内陆河流域生态水文重点实验室/甘肃省祁连山生态环境研 究中心,兰州 730000

摘要:日光诱导叶绿素荧光(SIF)是植物在太阳光照射条件下发出的光谱信号,直接反映了植被光合作用的强度,对于陆地植被观测至关重要。然而,目前全球 SIF 传感器的时空分辨率有限,难以捕捉光合作用的日内变化。利用搭载在国际空间站的轨 道碳观测者三号卫星和静止卫星向日葵 8 号的数据,结合随机森林回归算法,重建了东亚地区 2019—2022 年生长季内 7、8、9 月时间分辨率为 1h、空间分辨率为 0.05°的 SIF 数据集。结果显示,东亚地区植被 SIF 值在上午逐渐增加,中午达到峰值,下午 逐渐减小。不同月份的 SIF 日内变化呈现出明显的季节性特征,与夏季阳光充足和气温较高相关。不同植被类型间的 SIF 日 内变化差异反映了它们在光合作用响应性上的特征。这些结果有助于深入理解东亚地区植被的时空动态,为生态系统管理、农 业生产及气候变化响应策略提供了重要的科学依据和参考。

关键词:日光诱导叶绿素荧光;轨道碳观测者三号(OCO-3);向日葵8号(Himawari-8);随机森林模型;日变化;东亚

Analysis of diurnal variation of vegetation photosynthesis in East Asia by fusing OCO-3 and Himawari-8

WU Jingjing^{1,2}, WANG Xufeng^{2,*}, ZHANG Songlin¹, LI Zongxing³

1 School of Geography and Environmental Sciences, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China

- 2 Heihe Remote Sensing Experimental Research Station, Northwest Institute of Eco-Environmental Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China
- 3 Observation and Research Station of Eco-Hydrology and National Park by Stable Isotope Tracing in Qilian Mountains/Key Laboratory of Ecohydrology of Inland River Basin/Ecological Environment Research Center of Qilian Mountain, Gansu Province, Northwest Institute of Eco-environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China

Abstract: Solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) is a spectral signal emitted by plants under sunlight irradiation, directly reflecting the intensity of photosynthesis and is of great importance for land vegetation observation. However, the spatial and temporal resolutions of global SIF sensors is limited, making it difficult to capture intra-day changes in photosynthesis. In this study, we reconstructed a 1-hourly and 0.05° spatially resolved SIF dataset for July, August, and September of 2019—2022 in East Asia using data from the Orbiting Carbon Observatory-3 (OCO-3) and Himawari-8 satellites, which were launched on the International Space Station and are geostationary satellites, respectively. The results show that the SIF values of vegetation in East Asia gradually increase in the morning, reach a peak at noon, and gradually

收稿日期:2024-05-10; 网络出版日期:2024-09-30

基金项目:国家自然科学基金项目(42371386);甘肃省杰出青年基金项目(22JR5RA046);中国科学院青年创新促进会会员项目(2020422)

^{*} 通讯作者 Corresponding author.E-mail: wangxufeng@lzb.ac.cn

decrease in the afternoon. The intra-day SIF variations in different months show obvious seasonal characteristics, which are related to abundant sunlight and high temperatures in summer. The differences in intra-day SIF variations between different vegetation types reflect their characteristics in photosynthetic response. These results contribute to a deeper understanding of the spatial and temporal dynamics of vegetation in East Asia, providing important scientific basis and references for ecosystem management, agricultural production, and climate change response strategies.

Key Words: SIF; Orbiting Carbon Observatory-3 (OCO-3); Himawari-8; Random Forest model; daily variation; East Asia

为了应对气候变化,我国于 2020 年 9 月 22 日在第 75 届联合国大会上提出了 2030 年实现碳达峰、2060 年实现碳中和的双碳目标。植被生态系统为巨大、持续的碳汇,对实现"双碳"目标和减缓全球气候变暖具有 重要意义^[1-2]。植被光合作用是陆地生态系统中碳循环的关键过程之一^[3]。目前,许多学者已经基于一些植 被指数(如 NDVI、EVI)对植被光合作用变化进行了广泛的研究,然而传统的植被指数在进行植被光合动态研 究中可能会存在一些局限性^[4-5]。随着遥感技术的发展,日光诱导叶绿素荧光(Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence,SIF)遥感成为研究植被光合作用的重要手段^[6-8]。SIF 是植物在太阳光照条件下,由叶绿素分 子的光合中心以荧光的形式发射出的光谱信号(650—800nm),具有红光波段(690nm 左右)和近红外波段 (740nm 左右)两个波峰^[9-10],能直接反映植物光合作用的动态变化,现已成为研究植被光合作用的新工具和 重要依据^[11-13]。

东亚拥有多样的生态系统,在全球碳循环中扮演着重要角色。因此,研究该地区植被的光合作用变化,不 仅能揭示区域生态过程,还能为全球气候变化模型提供重要数据支持。特别是通过监测日内的太阳诱导荧光 (SIF),能够深入了解植被的光合作用动态变化。首先,日内 SIF 变化能够反映植物在一天中不同时间段内光 合作用的活跃度和效率,这对研究植物在不同环境条件下的适应性和生理响应至关重要^[14]。其次,这些数据 能够揭示植物对环境胁迫的快速响应能力,例如在高温、干旱或光照强度变化下,植物如何调节光合活性以维 持生长和生存^[15-17]。此外,日内 SIF 变化还有助于研究植被生态系统的能量收支平衡,从而深入理解生态系 统碳循环的过程和机制^[16]。

近年来,国内外学者通过卫星遥感技术得到了大量探测全球尺度 SIF 的产品,如 Zhang 等^[18]通过训练人 工神经网络(ANN)与 MODIS 表面反射率和来自 OCO-2 卫星的 SIF 数据,生成了 2000 年以来的全球连续日光 诱导叶绿素荧光数据集(CSIF),时间分辨率为 4 天,空间分辨率为 0.05°× 0.05°。Li 和 Xiao^[9]利用 MODIS EVI(增强型植被指数)和气象再分析 MERRA-2(现代研究与应用回顾分析)、PAR(Photosynthetically Active Radiation,光合有效辐射)、VPD(蒸汽压亏缺)和气温数据,训练 Cubist 回归树模型,生成了全球 2000 年以来 的 OCO-2 SIF 数据集(GOSIF),时间分辨率为 8 天,空间分辨率为 0.05°× 0.05°。信等人^[19]利用 GOSIF 数据, 发现 2001—2021 年黄河流域植被光合总体呈上升趋势,在空间上表现为西部和东南部高、北部低的分布格 局。Jeong 等^[20]利用 SIF 数据分析了北方高纬度森林植被物候和功能的大尺度变化,整个生长季节响应整个 北方生态系统的温度变化存在季节性滞后,光照限制了生态系统的生产力,植被光合作用受到了明显影响,部 分地区的植被光合作用强度呈现下降趋势。然而,目前利用卫星观测的 SIF 研究主要集中在植被光合作用的 季节变化或年际变化趋势,对光合作用日内变化的研究仍然局限于小区域或多个站点的观测实验,难以实现 对大区域的观测和分析。传统的太阳同步卫星,如 OCO-2,虽然提供了高空间分辨率的 SIF 数据,但由于其固 定的过境时间和轨道布局,无法有效捕捉一天中不同时间段的植被光合作用变化^[21-22]。为解决这一问题,本 研究选择搭载在国际空间站的 OCO-3 卫星。与 OCO-2 卫星不同,OCO-3 能够提供更灵活的观测时间,不受 固定过境时间的限制,使得可以更频繁地获取 SIF 数据。

因此,本研究的目的是:(1)通过结合 OCO-3 和 Himawari-8 以及随机森林回归算法生成东亚地区时空连续的逐小时 SIF 数据集;(2)分析东亚地区植被 SIF 的日内变化特征,探讨其与生长季光照和温度的关系;

21 期

(3)比较不同植被类型间 SIF 日内变化的差异,揭示其在光合作用响应性上的特征。最后为该区域应对气候变化和实现碳中和目标提供理论支撑。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

东亚(10°—60°N,80°—150°E)位于太平洋西岸, 包括中国、日本、韩国、朝鲜及蒙古五个国家,占地面积 约1250万km²(图1),人口数量占全世界人口的22%, 是全球人口最密集的区域之一。东亚地区地势西高东 低,呈阶梯状分布,西部地形以高原、山地为主,东部以 平原、丘陵为主。该地区横跨热带、亚热带、温带及寒 带,总体上以温带季风气候和亚热带季风气候为主,夏 季炎热多雨、冬季温暖湿润,且受东亚季风影响,降雨的 季节和年际变化很大^[23]。东亚地区的植被生态系统丰 富多样,包括亚热带常绿阔叶林、温带针叶林和寒带草





甸等;生长季高峰期在每年的7—9月,此时的植被覆盖度达到一年内的最大值。

1.2 数据来源

1.2.1 SIF 数据

美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)的 OCO-3(Orbiting Carbon Observatory-3)搭载在国际空间站 ISS 上,自 2019 年 5 月发射后持续提供每天的日光诱导叶绿素荧光数据。 该卫星的 Footprint 大小为 1.3km×2.25km,空间分辨率在目前为止可用的 SIF 遥感产品中最高,观测范围在地 球上南北纬约 52°之间,这样的高分辨率更有利于理解景观的格局和异质性对 SIF 的影响。

本研究中使用的数据集版本为 OCO-3 v10r,选择 2019 年 8 月和 9 月,2020 年至 2022 年每年的 7 月、8 月 和 9 月的观测数据,共计覆盖了 11 个月。采用 740nm 波段反演的 SIF 数据(SIF740)作为模型训练的样本数 据,OCO-3 的数据是瞬时数据,获取每个 OCO-3 SIF Footprint 中心位置的经纬度,并将所有 OCO-3 SIF 聚合到 每小时间隔的 0.05°×0.05°网格单元,单位:W m⁻² μ m⁻¹ sr⁻¹。OCO-3 SIF 数据来源于 NASA 官网(https://ocov3.jpl.nasa.gov/science/oco-3-data-center/)。

1.2.2 反射率数据

向日葵 8 号卫星(Himawari-8)是日本气象厅于 2014 年 10 月发射的静止气象卫星。该卫星搭载的扫描 成像仪(Advanced Himawari Imager, AHI)共 16 个通道,包含 3 个可见光通道、3 个近红外通道和 10 个热红外 通道,可以实现区域(80°E—160°W,60°S—60°N)内 1 次/10min 的高频观测,空间分辨率最高为 500m。本研 究选用 Himawari-8 的 1—6 波段作为模型的输入要素,波段 1—6 的波长分别为 470nm、510nm、640nm、860nm、 1600nm 和 2300nm。该数据下载地址为:ftp://ftp.ptree.jaxa.jp/jma/netcdf/。

利用 Himawari-8 的 1、3、4 波段的反射率计算植被增强指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)。EVI 是监测植被状况最广泛采用的植被指数^[24],计算公式为:

EVI =
$$\frac{(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}})}{(\rho_{\text{NIR}} + 6 \times \rho_{\text{Red}} - 7.5 \times \rho_{\text{Blue}} + 1)} \times 2.5$$
 (1)

式中, ρ_{NR} , ρ_{Red} 与 ρ_{Blue} 分别表示近红外波段、红波段和蓝波段的反射率。 **1.2.3** 气象数据

从气候资料库(https://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets/reanalysis-datasets)获取 ERA5 再分析数据。 对 ERA5-Land 数据进行预处理,使之符合模型的输入要求。输入模型的气象要素包括逐小时的 2m 平均空气

温度(t2m)、2m 露点温度(d2m)、光合有效辐射(PAR)、饱和水汽压差(VPD)以及相对湿度(*RH*),其中 t2m 和 d2m 从 ERA5-Land 数据集直接获得,单位:K。PAR 是由 ERA5-Land 数据集中地面向下短波辐射(SSRD) 乘以转化因子 0.45 得到,单位:J/m²。SSRD 为累计值,每日 0 时(UTC)累计前一日的总量。由于 ERA5-Land 数据集中未提供相对湿度数据,本文使用联合国粮农组织(FAO)提出的方法,利用公式(2)计算当前气温下 的饱和水汽压差(VPD),并根据公式(3)计算各像元的相对湿度。

$$VPD = 0.61078 \times e^{\frac{17.27 \times T_a}{T_a + 237.3}} \times (1 - RH)$$
(2)

$$RH = 100 \times \exp\left(\frac{17.269 \times T_d}{273.3 + T_d} - \frac{17.269 \times T_a}{273.3 + T_a}\right)$$
(3)

式中, T_d 为露点温度, T_a 为平均空气温度。

1.2.4 MODIS 土地覆盖数据

MODIS 地表覆盖数据是利用监督决策树分类算法得到的全球土地覆盖类型数据。MODIS 官网提供了 3 种不同空间分辨率(500m、1km 和 0.05°)的产品。为便于和 OCO-3 卫星数据匹配,选择 0.05°的产品,即 MCD12C1。以 MCD12C1 中 IGBP 的植被类型分类方案为基础,对植被类型进行重分类,并归并为 7 类^[25]。 其中,常绿针叶林(ENF)和落叶针叶林(DNF)归并为针叶林(NF),落叶阔叶林(DBF)和混交林(MF)归并为 落叶阔叶林(DBF),郁闭灌丛(CSH)和开阔灌丛(OSH)归并为灌木(SHR),有林草地(WSA)和稀树草原 (SAV)归并为草原(SAV),农田(CRO)和自然植被混合地(CNV)归并为农田(CRO),常绿阔叶林(EBF)和草 地(GRA)不变。在 NASA 的数据中心下载(https://e4ftl01.cr.usgs.gov/)。

1.3 算法

使用 Python 中的 scikit-leam 库,实现随机森林回归算法(Random Forest Regression Algorithm, RFRA),建 立 Himawari-8 波段反射率与 OCO-3 SIF 之间的回归模型。本研究将东亚地区 2019 年(8月、9月)、2020 年 (7月、8月、9月)、2021 年(7月、8月、9月)和 2022 年(7月、8月、9月)共11 个月逐小时 EVI、PAR、t2m、 d2m、VPD 和 Himawari-8 的 1—6 波段反射率数据进行逐像元对应,建立空间连续的预测数据集,剔除误差较 大的数据后,总样本数据为 15 万条;选取 2019—2022 年总样本数据的 60%作为训练数据,进行模型的构建; 样本剩下的 40%数据作为验证数据集,用于验证模型的精度。模型训练通过粒子群优化算法优化随机森林 回归算法的参数组合,并对模型进行十折交叉验证,得出模型的最佳预测精度和最小误差。得到随机森林算 法预测的 SIF 后,需要评估预测结果的准确性;将预测得到的 SIF 值与 OCO-3 SIF 观测值进行对比,差异越小 表明预测结果越好。选择决定系数(*R*²)、平均绝对误差(MAE)以及均方根误差(RMSE)这 3 个指标来评估 模型的准确性。

 R^2 可评估预测结果和观测结果(真实值)之间的符合程度^[8], R^2 值越大表明 SIF 预测结果和 OCO-3 SIF 观测值的拟合程度越好^[12]。计算公式如下:

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{N} (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$
(4)

式中, N 为数据数量; y_i 为观测值; \hat{y}_i 为模型预测值; \bar{y} 为观测值的平均值。

模型拟合的精度通过计算训练样本中预测值和真实值的平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)来衡量,计算公式见式(5)。MAE 越小,说明预测值与观测值的偏差越小,预测精度越高。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |y_i - \hat{y}_i|$$
(5)

均方根误差(RMSE)是预测值与真实值偏差的平方和观测次数 N 比值的平方根,计算公式见式(6)。 RMSE 衡量了预测值与真实值的偏差大小, RMSE 越小,说明估计值与真实值的偏差越小,预测的准确性 越高。

44 卷

RMSE = $\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2}$ (6)

1.4 RF 模型参数的优化验证

通过粒子群优化算法确定决策树的个数 n、最大深 度(max_depth)、分隔节点的随机变量数量 m 和叶子节 点的最小样本数(min_samples_leaf)。当 n = 500、max_ depth=10,m =10 和 min_samples_leaf=5 时,回归模型 的预测精度最高(图2)。本研究构建 RF 的 R^2 为0.585, RMSE 为 0.47W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹, RMSE 值较大, R² 值较 小,可能是由于东亚地区样本的范围和数量较为局限, 导致预测过程累积的误差较大。RF 回归模型能够评估 每一个特征变量对模型的作用,图3统计了训练集中各 个参数对 SIF 观测值的重要性分数, EVI、PAR、VPD、 d2m、t2m 与 Himawari-8 的 1—6 波段反射率分别为 0.327 0.051 0.033 0.302 0.035 0.03 0.021 0.032 0.082、0.058、0.029。变量的重要性得分越高,表明该变 量对模型预测的贡献程度越大。可见, EVI 是预测 SIF 的最重要的特征变量,其次是 d2m,可能原因是 d2m 数 据是逐小时的,且日变化较大。





Fig.2 Verification of RF model prediction SIF and observation SIF, the dashed line in the figure indicates a 1:1 line

SIF:日光诱导叶绿素荧光 Solar-induced chlorophyll fluorescence; OCO-3:轨道碳观测者三号 Orbiting Carbon Observatory-3; R²:决定 系数 Coefficient of Determination; RMSE:均方根误差 Root Mean Square Error



图 3 特征变量重要性

Fig.3 Importance of characteristic variables

EVI:增强植被指数 Enhanced Vegetation Index;t2m;2 m 高度的平均空气温度 2 m Air Temperature;d2m;2 m 高度的露点温度 2 m Dew Point Temperature;PAR:光合有效辐射 Photosynthetically Active Radiation;VPD:饱和水汽压差 Vapor Pressure Deficit;Band1—6:波段 1 至波段 6 的 反射率 Reflectance for Bands 1 to 6

2 结果

2.1 东亚地区 SIF 的空间变化特征

采用在 1.4 中训练好的 RF 回归树模型,基于 Himawari-8 静止卫星的 1-6 波段反射率数据、代表植被生

长状况的 EVI 数据,代表气候条件的 t2m、PAR 和 VPD 数据,预测东亚地区逐小时 0.05°分辨率的 SIF。

图 4 显示, RF 模型预测的 2020 年至 2022 年 7—9 月期间,东亚地区植被 SIF 平均值具备较高的空间分辨 率和连续性,适用于进一步的研究。东亚地区的 SIF 分 布整体表现为东部和南部较高,向西和向北逐渐降低。 该地区的 SIF 分布受多种因素综合影响,包括气候、地 形和植被类型等因素。中国东部沿海和长江流域的 SIF 值相对较高,主要受温暖湿润的气候条件和丰富的 针叶林、阔叶林以及灌丛等植被的影响;而中国西部地 区,如青藏高原和西南山地,由于海拔高度较高、气候相 对干燥和植被覆盖较少,其 SIF 值相对较低。日本、韩 国和朝鲜的主要植被类型包括针叶林、阔叶林和草甸, 受温带季风气候和地形多样性影响,这些地区在 7—9 月份的 SIF 值较高。然而,由于日本、朝鲜和韩国多为



图 4 2020—2022 年 7—9 月东亚地区植被 SIF 平均值的空间分 布特征

Fig.4 Spatial distribution characteristics of vegetation SIF average in East Asia from July to September, 2020–2022

多山地形,它们的 SIF 分布呈现出较大的空间异质性。相比之下,蒙古地形相对平坦、气候干冷,其植被稀疏 且主要为草原和荒漠,因此整体 SIF 值较低。总体而言,尽管东亚地区夏季植被的 SIF 值普遍较高,但由于该 地区地形、气候和植被类型的多样性,其 SIF 值空间分布表现出复杂的空间异质性。

图 5 为 2020—2022 年 7—9 月东亚地区植被 SIF 值的空间分布图。由图 5 可知,7 月东亚植被 SIF 高值 区大多集中于朝鲜、韩国、日本及中国东北、东南部,零散分布于中国中部地区及西南部地区,少数分布于外蒙



Fig.5 Spatial distribution characteristics of SIF in 7-9, 2020-2022

古国北部地区;SIF 低值区分布于外蒙古国西北部及中部地区、中国华北地区及西部的青藏高原地区。8月与7月的空间分布基本一致,植被 SIF 高值区集中分布在中国东北部、东部及南部地区、外蒙古国北部、朝鲜、韩国以及日本。到了9月份,北方气候由热转寒,植被随寒气增长逐渐萧落,导致中国东北、东南沿海地区植被SIF 值降低。

2.2 东亚地区 SIF 的日内变化特征

图 6 表明,东亚地区 7—9 月植被的 SIF 值存在明显的单峰型日内变化。其中,2020 年 7 月的 SIF 值从 8 时(0.47W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹)开始持续上升,至中午 11 时达到高峰(0.71W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹),随后逐渐下降,到 16 时达到最低值。8 月的 SIF 值日内变化趋势与 7 月的类似,峰值出现的时间也一致。这种 SIF 值日内变化趋势的一致性主要可以归因于 2020 年 7 月和 8 月植被指数(EVI)的高度相似性以及稳定的气象条件。具体来说,EVI 作为反映植被绿度和生长活动的指标,显示出了在这两个月内变化较小的特点,这直接影响了植被 SIF 值变化趋势。此外,光合有效辐射和气温等气象因素在这段时间内变化不大,进一步促成了 SIF 日内变化 特征的高度一致性。9 月的 SIF 值日内变化的规律类似,但是峰值较 7 月和 8 月减少了 0.28W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹,可能是因为 9 月处于秋初,日照时间逐渐减少,因此植物的光合作用活动逐渐减弱。2021 年 7 月 SIF 值的峰值比 2020 年 7 月的更高,为 0.77W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹,比 8 月的(0.68W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹)与 9 月的峰值(0.49W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹)更高,可能是因为该年的太阳辐射日内变化特征有所差异等原因所致。但是,该年 9 月植被的 SIF 峰值在三个年份中最高。2022 年 7—9 月,东亚地区植被 SIF 值的日变化曲线与 2021 年的类似。图 6 表明,东亚地区植被 7—9 月的 SIF 月均值存在年际差异。7 月与 9 月的类似,但是 8 月的明显不同,显示年际间与



图 6 2020—2022 年 7—9 月东亚地区植被 SIF 的日内变化特征与月均值的年变化特征

Fig.6 Diurnal variation characteristics of vegetation SIF and annual variation characteristics of monthly mean in East Asia from July to September 2020–2022

月份间变化的差异性。

以 2020 年 7 月 8:00—16:00 为例(图 7),东亚地区植被的 SIF 值空间分布具有显著的空间异质性,整体 由西北部向东南部递增;清晨(8:00)很低,随后逐渐增加,到中午(11:00)达到峰值,再逐渐下降,与太阳辐射 的日内变化趋势基本吻合。综上所述,三年来,东亚地区植被生长高峰期的 SIF 值日内变化趋势显示出了明 显的单峰型特征、月际差异,与光合作用活动随着季节变换和光照条件变化有关。



Fig.7 Spatial distribution characteristics of vegetation SIF in East Asia from 8:00 to 16:00, July 2020

2.3 不同植被类型 SIF 日内变化分析

光合作用日变化曲线可直观反映植被的生长特性,受气候条件、生长期与植被类型的影响较大,在此仅探 讨植被类型对 SIF 值日内变化的影响。图 8 表明,虽然东亚地区不同类型植被 SIF 值的日变化曲线均呈现单 峰型,但是不同植被类型之间的差异比较明显,不同年份与月份之间也存在一定的差异性,突显了植被类型、 季节波动和其它环境变化在光合作用过程中的复杂相互作用。在 2020 年 7 月日内变化曲线中,不同类型植 被 SIF 的峰值从高到低依次为:EBF>CRO>DBF>SAV>NF>SHR>GRA,其中 EBF 的峰值最大(1.381W m⁻² μm⁻¹ sr⁻¹),在 11:00 达到峰值;其次是 CRO 的(1.379W m⁻² μm⁻¹ sr⁻¹),在 12:00 达到峰值;GRA 的最小 (0.468W m⁻² μm⁻¹ sr⁻¹),在 12:00 达到峰值。8 月 SIF 的峰值从高到低依次为:CRO>EBF>DBF>SAV>NF> SHR>GRA;9 月的 SIF 值排序显著变化,EBF 的 SIF 峰值最高,峰值从高到低依次为:EBF>CRO>SAV>DBF> NF>SHR>GRA,7 种植被类型的 SIF 峰值均有所下降。

同样的,2021—2022 年 7—9 月东亚地区不同类型植被 SIF 值的日内变化类似:7 月份 EBF 在光照充足时 (11 点)达到 SIF 峰值,反映了其叶面积指数和叶绿素含量高的优势。SAV 和 CRO 也在中午 11 点时达到 SIF 峰值,峰值略低于 EBF。与此同时,SHR 显示出不同程度的光合作用活性下降,但相对于 DBF,其下降趋势较 为缓和。8 月份植被的 SIF 值可能受到水分限制的影响而降低。相比之下,EBF 维持相对稳定的日内变化,

其峰值出现在 11 点。CRO、SAV、DBF 和 NF 的 SIF 峰值仍然保持在 11 点,略低于 7 月份,可能是由于温度升高(不同地区温度的月变化趋势有差异性)导致生长速率减缓。9 月份,DBF、NF 和 CRO 的光合作用活性明显下降,因为叶片开始凋落;其峰值相对于 7、8 月份显著降低。SHR 可能会因为其生长习性和对温度的敏感性不同,而与 DBF 相比下降较为缓和。与此同时,EBF、GRA 和 SAV 的光合作用活性继续保持在中午 11 点左右达到峰值,但是峰值活性略低于 7、8 月份,可能是由于温度下降和日照时间减少所致。



图 8 不同植被类型的 SIF 月均值日内变化



CRO:农田 Cropland; EBF: 常绿阔叶林 Evergreen Broadleaf Forest; GRA: 草地 Grassland; SHR: 灌木 Shrubland; NF: 针叶林 Needleleaf Forest; SAV: 草原 Savanna; DBF: 落叶阔叶林 Deciduous Broadleaf Forest

3 讨论

3.1 环境条件对 SIF 的影响

在构建 SIF 模拟模型时,本研究全面考虑了多种环境因子对太阳诱导叶绿素荧光(SIF)的影响。选取的 关键驱动因素包括植被指数(EVI)、光合有效辐射(PAR)、饱和水汽压差(VPD)、2m 露点温度(d2m)、2m 平 均空气温度(t2m)以及反射率数据。与以往研究相比,本研究不仅涵盖了更多环境因子,还对东亚地区的广 泛气候、地形和生态系统类型进行了详细分析。前人研究指出,温度、水分和光照等因素对植物光合作用具有 关键性影响^[26-27]。本文观察到东亚东部和南部地区的植被生产力较高,与以往研究中亚热带和温带地区植 被生产力较高的观点相符,这些地区的温暖湿润气候条件有利于植被生长,进而提高了植被的 GPP(总初级 生产力)和 SIF 的值^[28-29]。聂冲等人^[30]的研究进一步证实温度对长江流域植被生产力的变化起着主导作 用,这与本研究的结果一致。此外,Li 和 Xiao^[9]的全球性研究表明,不同地区的气候、土壤和植被类型对植被 生产力和 SIF 值有显著影响,从而解释了中国西部地区相对较低的植被 SIF 值。因此,通过综合考虑这些关键环境因子,能够更准确地分析和预测 SIF 在不同地理环境下的变化,为相关研究提供重要的数据支持和科学依据。

3.2 SIF 日内变化的控制因素

本研究发现东亚地区植被的日内光合作用(SIF)呈现出明显的单峰型变化特征,即在早上升高至中午达 到峰值(11:00—12:00),随后逐渐降低。这一日内变化模式与亚马逊雨林的研究结果相似,表明光照和温度 是主要影响因素^[31]。尽管地理环境不同,东亚地区与亚马逊雨林在植被光合作用的日内变化特征上存在一 致性。光照条件(太阳辐射)直接影响植被的光合效率。温度对植被的生长和代谢活动具有重要影响,适宜 的温度有助于提高光合作用速率,但过高的温度可能造成光合作用抑制,例如光合午休现象^[27]。湿度影响植 被的水分吸收和蒸腾作用,进而调节光合速率。不同类型的植被对环境因素的响应可能有所不同,导致其光 合速率及日内变化存在差异^[32]。过去的研究已在叶片水平观察到植物光合作用的昼夜模式^[33—34];地面 SIF 监测显示了午后 SIF 的滞后或抑制现象^[7]。例如,Jingyu 等^[27]在华北平原的农田站点上观测到,地面温度和 光照强度显著影响冬小麦的 SIF 日变化,与本研究发现的东亚地区植被"单峰型"日内变化特征相一致。综上 所述,环境因素如光照、温度、湿度以及植被类型在调节东亚地区植被 SIF 日内变化中起到关键作用。本研究 通过深入分析这些因素的影响机制,为理解和预测不同地理环境下植被光合作用的时空变化提供了重要的科 学依据。

3.3 SIF 产品的不确定性来源

本研究对比了所得到的 SIF 数据与其它常见 SIF 产品(如 GOSIF、CSIF)之间的差异性及其不确定性来 源,主要归结为以下两个方面:(1)生成方法的差异。本研究采用了随机森林回归算法生成 SIF 数据,而其它 SIF 产品可能使用支持向量机、深度学习或其它算法。不同的算法在模型训练和参数调整上存在差异,直接 影响了 SIF 数据的生成和结果的不确定性。(2)数据源的差异。本研究基于 OCO-3 的 SIF 数据(波长为 740nm),而 GOSIF 产品基于 OCO-2 数据生成的 SIF 使用的是波长 757nm。这两种数据在波长、空间分辨率和 反演模型等方面存在显著差异。为了进行比较,本研究使用了波长比例因子(1.69)将波长 740nm 转换为 757nm^[35],并将时间分辨率聚合到月尺度。图 9 表明,2020—2022 年 7 月本研究得到的 SIF757nm 月均值比 GOSIF 高出约 0.05W m⁻² µm⁻¹ sr⁻¹,而在 9 月份,两种产品的 SIF 月均值几乎一致。此外,其他 SIF 遥感产品 如 CSIF,TROPOMI SIF,在波段选择、空间分辨率、时间分辨率和反演模型等方面也各有特点^[36-37]。不同卫星 的观测精度、覆盖范围与传感器性能的差异直接影响了 SIF 数据的准确性和一致性。此外,不同卫星数据的 配准和校正也可能引入一定的不确定性。综上所述,为了确保数据分析结果的准确性和可靠性,需要全面考





Fig.9 Comparison of monthly vegetation SIF of different remote sensing products in East Asia SIF740:740nm 波长处的日光诱导叶绿素荧光(SIF);SIF757:757nm 波长处的日光诱导叶绿素荧光(SIF)

虑这些不确定性来源,并进行适当的验证、校正和比较分析,以便有效地利用不同 SIF 产品进行科学研究和 应用。

4 结论

(1)东亚地区植被 SIF 值的空间异质性较高。2020—2022 年 7—9 月生长季,东亚地区植被 SIF 值呈现出 明显的空间分布特征,东部和南部地区相对较高,向西和向北逐渐降低。这一差异与地理环境、气候条件及植 被类型密切相关。

(2)东亚地区植被 SIF 值呈现明显的单峰型特征。2020—2022 年 7—9 月,东亚地区植被的 SIF 值从早晨 开始逐渐增加,于 11:00 至 12:00 左右达到高峰,随后逐渐减小。这与光照条件及植物光合作用活动密切 相关。

(3) 植被类型影响东亚地区植被 SIF 值的日内变化特征。2020—2022 年 7—9 月,东亚地区 7 种植被类型的 SIF 日内变化曲线均为"单峰型",但差异明显。2020—2022 年的 7、8 月,CRO 和 EBF 的日均 SIF 值最高,GRA 最低。而 9 月份 EBF 的光合作用活性最高,显示出其光合作用活性存在着季节性变化的趋势。

参考文献(References):

- [1] Piao S L, Liu Q, Chen A P, Janssens I A, Fu Y S, Dai J H, Liu L L, Lian X, Shen M G, Zhu X L. Plant phenology and global climate change: current progresses and challenges. Global Change Biology, 2019, 25(6): 1922-1940.
- [2] Zheng C, Wang S Q, Chen J M, Chen J H, Chen B, He X L, Li H, Sun L G. Combination of vegetation indices and SIF can better track phenological metrics and gross primary production. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2023, 128(7): e2022JG007315.
- [3] Tang J W, Körner C, Muraoka H, Piao S L, Shen M G, Thackeray S J, Yang X. Emerging opportunities and challenges in phenology: a review. Ecosphere, 2016, 7(8): e01436.
- [4] 夏传福,李静,柳钦火. 植被物候遥感监测研究进展. 遥感学报, 2013, 17(1): 1-16.
- [5] Han J X, Zhang X Y, Wang J H, Zhai J Q. Geographic exploration of the driving forces of the NDVI spatial differentiation in the upper Yellow River Basin from 2000 to 2020. Sustainability, 2023, 15(3): 1922.
- [6] 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, Belelli Marchesini L. The seasonal cycle of satellite chlorophyll fluorescence observations and its relationship to vegetation phenology and ecosystem atmosphere carbon exchange. Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 375-391.
- [7] 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, Malenovský Z, Gastellu-Etchegorry J P, Miller J R, Guanter L, Moreno J, Moya I, Berry J A, Frankenberg C, Zarco-Tejada P J. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) in vegetation: 50 years of progress. Remote Sensing of Environment, 2019, 231: 111177.
- [8] Bai Y, Liang S L, Yuan W P. Estimating global gross primary production from Sun-induced chlorophyll fluorescence data and auxiliary information using machine learning methods. Remote Sensing, 2021, 13(5): 963.
- [9] Li X, Xiao J F. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data. Remote Sensing, 2019, 11(5): 517.
- [10] Liu L Z, Zhao W H, Wu J J, Liu S S, Teng Y G, Yang J H, Han X Y. The impacts of growth and environmental parameters on solar-induced chlorophyll fluorescence at seasonal and diurnal scales. Remote Sensing, 2019, 11(17): 2002.
- [11] Lu X L, Liu Z Q, Zhou Y Y, Liu Y L, An S Q, Tang J W. Comparison of phenology estimated from reflectance-based indices and solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) observations in a temperate forest using GPP-based phenology as the standard. Remote Sensing, 2018, 10(6): 932.
- [12] Pierrat Z A, Bortnik J, Johnson B, Barr A, Magney T, Bowling D R, Parazoo N, Frankenberg C, Seibt U, Stutz J. Forests for forests: combining vegetation indices with solar-induced chlorophyll fluorescence in random forest models improves gross primary productivity prediction in the boreal forest. Environmental Research Letters, 2022, 17(12): 125006.
- [13] Li C H, Peng L X, Zhou M, Wei Y F, Liu L H, Li L L, Liu Y F, Dou T B, Chen J H, Wu X D. SIF-based GPP is a useful index for assessing impacts of drought on vegetation: an example of a mega-drought in Yunnan Province, China. Remote Sensing, 2022, 14(6): 1509.
- [14] 张永江,刘良云,侯名语,刘连涛,李存东.植物叶绿素荧光遥感研究进展.遥感学报,2009,13(5):963-978.
- [15] Wu L S, Zhang X K, Rossini M, Wu Y F, Zhang Z Y, Zhang Y G. Physiological dynamics dominate the response of canopy far-red solar-induced fluorescence to herbicide treatment. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 323: 109063.
- [16] Rascher U, Gioli B, Miglietta F. FLEX-fluorescence explorer: a remote sensing approach to quantify spatio-temporal variations of photosynthetic

efficiency from space. Allen JF, Gantt E, Golbeck JH, Osmond B. Photosynthesis. Energy from the Sun. Dordrecht: Springer, 2008: 1387-1390.] 张永江, 赵春江, 刘良云, 王纪华, 马智宏, 王人潮. 被动荧光探测水分胁迫对玉米叶片影响的初步研究. 农业工程学报, 2006, 22(9):

- [17] 张永江,赵春江,刘良云,王纪华,马智宏,王人潮.被动荧光探测水分胁迫对玉米叶片影响的初步研究.农业工程学报,2006,22(9): 39-43.
- [18] Zhang Y, Joiner J, Alemohammad S H, Zhou S, Gentine P. A global spatially contiguous solar-induced fluorescence (CSIF) dataset using neural networks. Biogeosciences, 2018, 15(19): 5779-5800.
- [19] 侣海翔,王瑞燕,王秋虹.基于星载 SIF 的黄河流域植被光合动态时空演变及归因分析. 生态学报, 2024, 44(13):1-11.
- [20] Jeong S J, Schimel D, Frankenberg C, Drewry D T, Fisher J B, Verma M, Berry J A, Lee J E, Joiner J. 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, 2017, 190: 178-187.
- [21] Yang S X, Yang J, Shi S, Song S L, Zhang Y Y, Luo Y, Du L. An exploration of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) factors simulated by SCOPE for capturing GPP across vegetation types. Ecological Modelling, 2022, 472: 110079.
- [22] Buareal K, Kato T, Morozumi T, Ono K, Nakashima N. Red solar-induced chlorophyll fluorescence as a robust proxy for ecosystem-level photosynthesis in a rice field. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 336; 109473.
- [23] Lamchin M, Lee W K, Jeon S W, Wang S W, Lim C H, Song C, Sung M. Long-term trend and correlation between vegetation greenness and climate variables in Asia based on satellite data. Science of the Total Environment, 2018, 618: 1089-1095.
- [24] Gitelson A A, Viña A, Arkebauer T J, Rundquist D C, Keydan G, Leavitt B. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5): 1248.
- [25] Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, Badgley G, Saatchi S S, Lee J E, Toon G C, Butz A, Jung M, Kuze A, Yokota T. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. Geophysical Research Letters, 2011, 38 (17): L17706.
- [26] Chen N, Zhang Y F, Yuan F H, Song C C, Xu M J, Wang Q W, Hao G Y, Bao T, Zuo Y J, Liu J Z, Zhang T, Song Y Y, Sun L, Guo Y D, Zhang H, Ma G B, Du Y, Xu X F, Wang X W. Warming-induced vapor pressure deficit suppression of vegetation growth diminished in northern peatlands. Nature Communications, 2023, 14(1): 7885.
- [27] Lin J Y, Zhou L T, Wu J J, Han X Y, Zhao B Y, Chen M, Liu L Z. Water stress significantly affects the diurnal variation of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF): a case study for winter wheat. Science of the Total Environment, 2024, 908: 168256.
- [28] 周蕾, 迟永刚, 刘啸添, 戴晓琴, 杨风亭. 日光诱导叶绿素荧光对亚热带常绿针叶林物候的追踪. 生态学报, 2020, 40(12): 4114-4125.
- [29] 刘啸添,周蕾,石浩,王绍强,迟永刚.基于多种遥感植被指数、叶绿素荧光与 CO2 通量数据的温带针阔混交林物候特征对比分析.生态 学报,2018,38(10):3482-3494.
- [30] 聂冲,陈星安,杨鹊平,朱延忠,徐睿,邓陈宁,周娟.基于叶绿素荧光遥感的长江流域植被生产力时空变化及其气候驱动因素.环境科 学研究, 2023, 36, 2200-2209.
- [31] Zhang Z Y, Cescatti A, Wang Y P, Gentine P, Xiao J F, Guanter L, Huete A R, Wu J, Chen J M, Ju W M, Peñuelas J, Zhang Y G. Large diurnal compensatory effects mitigate the response of Amazonian forests to atmospheric warming and drying. Science Advances, 2023, 9(21): eabq4974.
- [32] Walther S, Voigt M, Thum T, Gonsamo A, Zhang Y G, Köhler P, Jung M, Varlagin A, Guanter L. Satellite chlorophyll fluorescence measurements reveal large-scale decoupling of photosynthesis and greenness dynamics in boreal evergreen forests. Global Change Biology, 2016, 22 (9): 2979-2996.
- [33] Tu Z Q, Sun Y, Wu C Y, Ding Z, Tang X G. Long-term dynamics of peak photosynthesis timing and environmental controls in the Tibetan Plateau monitored by satellite solar-induced chlorophyll fluorescence. International Journal of Digital Earth, 2024, 17(1): 2300311.
- [34] Ding Y B, He X F, Zhou Z Q, Hu J, Cai H J, Wang X Y, Li L S, Xu J T, Shi H Y. Response of vegetation to drought and yield monitoring based on NDVI and SIF. CATENA, 2022, 219: 106328.
- [35] Yu L, Wen J, Chang C Y, Frankenberg C, Sun Y. High-resolution global contiguous SIF of OCO-2. Geophysical Research Letters, 2019, 46(3): 1449-1458.
- [36] Chen X G, Huang Y F, Nie C, Zhang S, Wang G Q, Chen S L, Chen Z C. A long-term reconstructed TROPOMI solar-induced fluorescence dataset using machine learning algorithms. Scientific Data, 2022, 9(1): 427.
- [37] Ma Y, Liu L Y, Liu X J, Chen J D. An improved downscaled Sun-induced chlorophyll fluorescence (DSIF) product of GOME-2 dataset. European Journal of Remote Sensing, 2022, 55(1): 168-180.