DOI: 10.20103/j.stxb.202404060733

彭浩宇,孙雷刚,王绍强,郑晨,陈世亮,李亭谕,谷鹏,夏烨.基于地球静止卫星观测的华北平原冬小麦光合作用日循环研究.生态学报,2025,45 (5):2464-2478.

Peng H Y, Sun L G, Wang S Q, Zheng C, Chen S L, Li T Y, Gu P, Xia Y.Diurnal cycle of winter wheat photosynthesis in the North China Plain based on geostationary satellite observations. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(5):2464-2478.

基于地球静止卫星观测的华北平原冬小麦光合作用日 循环研究

彭浩宇^{1,2},孙雷刚³,王绍强^{1,2,4,5,*},郑 晨⁵,陈世亮^{1,2},李亭谕^{1,2},谷 鹏^{1,2},夏 烨^{1,2}

1 中国地质大学(武汉)区域生态过程与环境演变湖北省重点实验室,武汉 430070

2 自然资源部国土碳汇智能监测与空间调控工程技术创新中心,武汉 430070

3 河北省科学院地理科学研究所,石家庄 050011

4 中国地质大学(武汉)生物地质与环境地质国家重点实验室,武汉 430074

5 中国科学院地理科学与资源研究所生态系统网络观测与模拟重点实验室,北京 100101

摘要:华北平原是我国重要的粮食产区之一,监测作物生长对于维护国家粮食安全至关重要。近年来,高时空分辨率的地球静止卫星数据被广泛应用于植被冠层光合作用研究,为开展作物光合作用高精度监测提供了技术支撑。采用日本葵花8号静止卫星数据反演植被近红外反射率(NIRv)和光合有效辐射(PAR),利用两者乘积NIRvP估算植被总初级生产力(GPP),并基于2018年1月至7月华北平原冬小麦相关通量观测数据,探讨冬小麦生长季 GPP日内变化差异和影响因子。结果表明:(1)NIRvP可以较好表征华北平原冬小麦 GPP的动态变化,半小时尺度(*R*²=0.75)、日尺度(*R*²=0.83)和月尺度(*R*²=0.97)均显著相关,且随着时间向夏季推移,NIRvP和 GPP估计值(GPP。)均能捕捉到 GPP日间质心由下午向上午转移的趋势;(2)PAR对GPP变化的作用会影响NIRvP表征 GPP变化的能力,当PAR为 GPP变化的主导因素时,NIRvP与 GPP具有强相关性;(3)在季节尺度上,饱和水汽压差(VPD)和地表温度与生长季内 GPP呈显著负相关,气温和 PAR与 GPP呈显著正相关,环境因素对GPP季节变化的贡献率为:温度>VPD>PAR;在日尺度上,PAR和温度是日内 GPP变化的主要影响因素;在小时尺度上,VPD是 GPP变化的主要影响因素。综上,地球静止卫星数据可以用于大范围监测华北平原冬小麦 GPP 日内变化,未来可结合高时空分辨率卫星遥感数据为华北平原农田可持续发展政策制定提供理论依据。

关键词:华北平原;冬小麦;光合作用;地球静止卫星;日循环

Diurnal cycle of winter wheat photosynthesis in the North China Plain based on geostationary satellite observations

PENG Haoyu^{1,2}, SUN Leigang³, WANG Shaoqiang^{1,2,4,5,*}, ZHENG Chen⁵, CHEN Shiliang^{1,2}, LI Tingyu^{1,2}, GU Peng^{1,2}, XIA Ye^{1,2}

1 Hubei Key Laboratory of Regional Ecology and Environmental Change, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430070, China

2 Engineering Technology Innovation Center for Intelligent Monitoring and Spatial Regulation of Land Carbon Sinks, Ministry of Natural Resources, Wuhan 430070, China

3 Institute of Geographical Sciences, Hebei Academy of Sciences, Shijiazhuang 050011, China

4 State Key Laboratory of Biogeology and Environmental Geology, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China

5 Key Laboratory of Ecosystem Network Observation and Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

基金项目:河北省科学院科技计划项目(22A03);中国地质大学(武汉)"地大学者"人才岗位科研启动经费(2019004);国家自然科学基金原创 探索计划项目(42250205)

收稿日期:2024-04-06; 网络出版日期:2024-11-28

* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: sqwang@igsnrr.ac.cn

http://www.ecologica.cn

Abstract: The North China Plain is one of the important grain-producing regions in China. Monitoring crop growth in this region is crucial for ensuring national food security. In recent years, high spatial-temporal resolution geostationary satellite data has been widely applied in vegetation canopy photosynthesis research, providing technical support for high-precision monitoring of crop photosynthesis. Utilizing data from the Japanese Himawari-8 geostationary satellite to retrieve the nearinfrared reflectance (NIRv) and photosynthetically active radiation (PAR) for vegetation. The product of NIRv and PAR, NIRvP, is used to estimate the gross primary productivity (GPP) of vegetation. Based on the estimated GPP and flux data of winter wheat in the North China Plain area from January to July 2018, this study investigates the differences and influencing factors of diurnal variations in GPP of winter wheat during the growing season. The results indicate that: (1) NIRvP can effectively characterize the dynamic changes of winter wheat GPP in the North China Plain, showing strong correlations at half-hourly $(R^2 = 0.75)$, daily $(R^2 = 0.83)$, and monthly $(R^2 = 0.97)$ scales, both NIRvP and estimated GPP values (GPPe) capture the trend of GPP's diurnal centroid shifting from afternoon to morning; (2) The effect of PAR on GPP variation influences NIRvP's ability to characterize GPP changes. When PAR is the dominant factor of GPP variation, NIRvP shows a strong correlation with GPP; (3) Seasonally, vapor pressure deficit (VPD) and land surface temperature show significant negative correlations with GPP during the growth period, whereas air temperature and PAR exhibit significant positive correlations. The contribution rates of environmental factors to seasonal GPP variations are ranked as: temperature > VPD > PAR. On a daily scale, PAR and temperature are the main drivers of diurnal GPP variations, while VPD plays the dominant role at the hourly scale. In conclusion, geostationary satellite data can be utilized for largescale monitoring of the diurnal cycle of winter wheat GPP in the North China Plain. In the future, the utilization of high spatial-temporal resolution satellite remote sensing data could provide a theoretical basis for policy-making aimed at the sustainable development of agricultural fields in the North China Plain.

Key Words: North China Plain; winter wheat; photosynthesis; geostationary satellite; diurnal cycle

植被光合作用与全球碳循环密切相关,量化其对人类生产生活和粮食安全的影响具有重要意义^[1]。监测作物冠层光合作用的动态变化,有助于提高作物生产力预测的准确性^[2],从而为增产措施的制定提供理论支撑。总初级生产力(GPP)是生态系统通过光合作用所固定的大气 CO₂总量,是监测光合作用变化的常用指标,可以用于定量描述全球气候变化背景下碳循环过程^[3-4]。作为最大的碳通量,GPP 的小幅波动会显著影响生态系统的碳平衡^[5]。小麦作物生长发育所需的能量主要来源于光合作用^[6],而光合作用会受到水分条件、施磷量等环境因素和人为因素调控,从而对产量产生影响^[7]。华北平原作为全国 25%的耕地以及 76%小麦产量的所在地^[8],其大面积的农田生态系统对区域碳收支平衡具有极其重要的影响^[9]。因此,大范围实时监测该区域冬小麦的 GPP 动态变化,不仅有助于实施科学的管理措施以提高产量,更有利于维护农田生态系统的可持续发展。

目前国内外关于 GPP 动态变化的相关研究主要依赖于涡度协方差(EC)数据和极地轨道卫星数据(如 MODIS 数据等)^[1,10]。20 世纪 90 年代以来,EC 技术被用于定量化研究植被光合作用^[11],该技术能够长期、 高频监测生态系统的碳-水循环过程及其对环境因素(如光、温度、CO₂、饱和水汽压差(VPD)、土壤湿度等) 的响应^[12],从而实现对植被光合作用的实时分析和量化。至今,基于 EC 塔估算的 GPP 仍被视为真实值,用 以评估和训练其他 GPP 估计模型^[13]。基于 EC 估算的 GPP,Alsafadi 等^[14]探明了西亚不同地区和不同生态 系统的 GPP 对于干旱响应的差异。然而,受限于 EC 塔有限的覆盖范围和稀疏的分布密度,尽管目前已有超 过 900 座 EC 塔为全球综合性项目 FLUXNET 提供数据^[12,15],其数据覆盖仍然存在局限性^[16–19]。相比之下, 极地轨道卫星数据在成本、空间覆盖范围和远程获取性等方面具有更大的优势^[16],可以通过卫星提供的地表 和大气特征数据,进行 EC 通量的模拟和升尺度研究^[20]。基于 MODIS 数据的 GPP 估算产品 MOD17A2 包含 了全球植被 1 km 空间分辨率的 GPP 信息^[21],这在一定程度上克服了传统方法在空间覆盖范围和连续性方 面的限制。然而,极地轨道卫星数据的时间分辨率从1d(如 MODIS 等)至半个月(如 TM、ASTER 等)不 等^[22],且云层覆盖会进一步降低有效数据的时间分辨率^[23],导致其不能捕捉光合作用对日间环境变化的动态反应,研究局限于光合作用的多日至年际变化特征。

地球静止卫星运行于地球静止轨道(GEO),与地面相对静止^[24],因此能够对特定区域进行持续高频观测。这类卫星数据结合了极地轨道卫星数据和 EC 数据的优势,使得大尺度下植被光合作用的研究成本更低、时间分辨率更高,这为近乎实时的研究 GPP 的每日周期及其对环境变化的动态反应提供了新的机会。植被近红外反射率(NIRv)和光合有效辐射(PAR)的乘积 NIRvP 作为一种新兴的光合作用研究指数,已被证实与 GPP 有显著的相关性^[25]。目前,广泛使用的地球静止卫星如美国 GOES-R、韩国 COMS 及 GK 系列、日本葵花和中国风云静止卫星系统等,均可提供高时间分辨率(高于 0.5 h)和高空间分辨率(高于 1 km)的数据。然而,GOES 系列卫星的观测范围不包含华北平原,风云二号和韩国 COMS 卫星搭载的传感器在可见光范围 仅有一个波段,无法实现 NIRvP 等植被指数的反演。葵花 8 号卫星不仅覆盖华北平原,且其传感器具有更精 细的波段划分(16 波段),因此本文选择葵花 8 号卫星数据进行分析。

小麦的产量和生产潜力与 GPP 显著相关^[26],然而目前使用卫星数据估算华北平原冬小麦 GPP 的研究以 极地轨道卫星为主^[27],受其卫星数据时间分辨率限制,无法及时监测 GPP 变化。本文以华北平原农田生态 系统为对象,基于 2018 年 1 月至 7 月葵花 8 号卫星和 EC 数据,采用线性相关分析、逐步回归分析等方法,旨 在证明地球静止卫星数据追踪 GPP 日内变化及分析其影响因子的潜力,并为未来利用地球静止卫星数据在 华北平原进行大区域尺度光合作用实时研究提供理论依据。本文的研究目标包括:(1)评估基于地球静止卫 星观测数据表征华北平原农田生态系统 GPP 日内循环的能力;(2)探讨导致 NIRvP 表征 GPP 性能差异的原 因;(3)揭示冬小麦主要生长季节光合作用日内变化的关键影响因子。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

本文研究区域位于河北省科学院地理科学研究所遥感综合试验站,站内架设一座通量塔(114°49'18.67"N, 37°49'55.63"E),其90%通量贡献等值线距塔最远距离为849.7 m(图1)。此区域为大陆性季风气候,1980— 2019 年年平均降水量为460.2 mm,年平均气温为12.8 ℃,年平均日照时数2237.7 h^[28]。夏玉米与冬小麦是 当地主要的农田种植作物,种植方式为一年两熟制。研究区域土壤类型主要为潮褐土,土层深厚且较肥沃,为



图 1 通量塔通量贡献区 Fig.1 The flux footprint of the flux tower

http://www.ecologica.cn

该地区常见的高产土壤类型[29]。

1.2 站点数据

数据来源于试验站 EC 系统的观测值, EC 系统包括一个三维声学风速计(CSAT3, Campbell Scientific Ltd.,美国)和一个开放路径的红外气体分析仪(Li-7500,Li-CorInc.,美国),仪器架设高度为5m,于2016年6月安装使用。EC 测量的 CO₂和 H₂O 通量利用 CR500 记录仪以 10 Hz 的频率收集,平均通量数据以 0.5h为时间间隔被记录^[30]。其他测量数据包括净辐射、气压、气温、相对湿度、VPD、降水、摩擦速度、风速和 CO₂浓度。此外,使用的土壤温度(距地表5 cm、10 cm、20 cm 土壤温度的平均值)数据由土壤温湿度仪 ZL6 测量得到。本文使用标准化间隙填充和 CO₂通量的夜间呼吸分区法来获得 GPP^[31],并采用 Göckede 等^[32]提出的涡度协方差数据质量控制标记系统对数据进行质量控制。本文观测日期为 2018 年 1月 1日至 2018 年 7月 31日,GPP 数据时间范围为每日 8:00 至 17:00,其中 3月的数据因仪器故障、维护不当以及电力短缺等因素导致质量不佳被剔除在外。

1.3 地球静止卫星数据

1.3.1 NIRvP

新一代地球静止卫星"葵花 8 号"(Himawari-8)于 2014 年 10 月 7 日发射,并于 2015 年 7 月开始业务化 运行。葵花 8 卫星可以实现时间分辨率为 10 min 的高频观测,其搭载的 AHI 传感器拥有 16 个波段,可见光 波段范围内空间分辨率最高可达 0.5 km(表 1)。葵花 8 卫星数据在观测开始 8 分钟之内,第一个扫描数据段 (每次图像扫描数据被分为 10 个数据段,每个数据段含有 16 个通道数据文件)可以实现即时下载,最后 1 个数据段的数据在扫描结束后的 7 分钟内即可下载,这使得实时监测植被光合作用成为了可能。

Table 1 Band information of Himawari-8								
波段 Band	类型 Type	中心波长/µm Center wavelength	空间分辨率/km Spatial resolution	主要观测目标 Main observation objective				
1	可见光	0.47	1	植被、气溶胶、彩色图像蓝色波段				
2		0.51	1	植被、气溶胶、彩色图像绿色波段				
3		0.64	0.5	植被、低云族与雾、彩色图像红色波段				
4	近红外	0.86	1	植被、气溶胶				
5		1.6	2	云相、积雪				
6		2.3	2	云粒子有效半径				
7	红外	3.9	2	低云族与雾、自然火灾				
8		6.2	2	对流层上层水蒸气密度				
9		6.9	2	对流层上层至中层水蒸气密度				
10		7.3	2	对流层中层水蒸气密度				
11		8.6	2	云相、二氧化硫含量				
12		9.6	2	臭氧含量				
13		10.4	2	云图像				
14		11.2	2	云图像、海面温度				
15		12.4	2	云图像、海面温度				
16		13.3	2	云顶高度、气温				

表1	葵花8	号波段信息	
_			

本文使用了葵花 8 号卫星 L1 级数据,数据时间为 2018 年 1 月 1 日至 2018 年 7 月 31 日每天 08:00 至 17:00,空间分辨率为 5 km,时间分辨率为 0.5 h,包括红光(3 波段,0.64 µm)和近红外波段(4 波段,0.86 µm)。此外还使用了与 L1 级网格数据同期同分辨率的光合有效辐射产品,以计算 NIRvP 数据。在计算 NIRvP 之前,需要将 L1 级网格数据提供的目标波段的反照率转换为反射率,转换公式如下:

$$\rho = \frac{\text{albedo}}{\cos(\text{SOZ})} \tag{1}$$

NIRvP 计算公式如下:

$$NDVI = \frac{\rho NIR - \rho RED}{\rho NIR + \rho RED}$$
(2)

$$NIRv = \rho NIR \times NDVI$$
(3)

$$NIRVP = NIRv \times PAR$$
(4)

式中, pNIR 和 pRED 分别为葵花 8 号卫星提供的近红外波段和红色波段反射率, 对应第 4 波段和第 3 波段; PAR 为葵花 8 号卫星的光合有效辐射产品。完成计算后利用葵花 8 号卫星提供的云特征产品选择无云像素 进行研究。由于卫星数据与通量塔通量贡献区相比空间分辨率较粗,本文提取了包括通量塔在内的像素, 无 法对通量塔风浪区进行更详细的空间匹配。

1.3.2 地表温度产品数据

数据来源于国家科技基础条件平台-国家地球系统科学数据中心(http://www.geodata.cn)提供的"东亚区域2公里逐小时晴空地表温度与发射率数据集(2016—2021)"。该数据集基于葵花8号卫星热红外表观亮度温度数据、云类型数据,结合 MODIS 归一化植被指数(NDVI)、积雪覆盖、土地利用等辅助数据,使用改进的温度与发射率分离(iTES)算法实现地表温度与窄波段发射率的同时反演^[33]。

1.4 GPP 估算及模型评估

本文基于 NIRvP 和站点 GPP 数据,利用线性回归模型得到 GPP 估计值(GPP。),并利用平均误差(ME)、 平均绝对误差(MAE)和归一化平均绝对误差(NMAE)评价模型精度。各计算公式如下:

$$GPP_e = k \times NIRvP \tag{5}$$

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^{n} \text{GPP}_{ei} - \text{GPP}_{i}}{n}$$
(6)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} |GPP_{ei} - GPP_{i}|}{n}$$
(7)

$$NMAE = \frac{MAE}{\overline{GPP}}$$
(8)

式中,k为线性回归模型拟合出的 NIRvP 与 GPP 之间的斜率,GPP_{ei}为基于卫星数据估算的 GPP,GPP_i为基于 通量塔数据计算的 GPP,i 代表半小时尺度的某一时刻,GPP 为 n 个时刻 GPP 值的均值。

1.5 日间质心

日间质心法已被广泛用于检验生态系统中水和 CO₂通量是否对称^[3,34]。本文利用日间质心法^[3]探讨 NIRvP 是否能表征 GPP 日间变化特征。计算公式如下:

$$C_{\rm var} = \frac{\sum_{t=9}^{15} x_t t}{\sum_{t=9}^{15} x_t}$$
(9)

式中,x为需要计算日间质心的变量,x_i为t时刻的变量值。本文中t的取值范围为9—15,C_{var}大于12表示数据质心更偏向于下午,小于12表示数据质心更偏向于上午。

1.6 总体框架

本文研究內容框架如图 2 所示:基于站点 GPP 观测数据和卫星数据反演的 NIRvP 进行相关分析并计算 GPP。,探讨 NIRvP 表征 GPP 变化的能力。基于站点测量和地球静止卫星反演的水分、温度、太阳辐射数据,利用逐步回归模型探讨造成 NIRvP 表征能力差异的原因以及 GPP 变化的影响因子。



Fig.2 Research framework

VPD:饱和水汽压差 Vapor pressure deficit;L1:等级 1 Level one;GPP:总初级生产力 Gross primary productivity;NIRvP:植被近红外反射率与光 合有效辐射之积 The product of near-infrared reflectance of vegetation and photosynthetically active radiation;GPP_e:总初级生产力估计值 Gross primary productivity estimation value

2 结果与分析

2.1 地球静止卫星无云数据分布情况

云层覆盖是一种常见且不可避免的现象,它会对光学遥感图像数据的可用性产生影响^[35]。本文研究时间范围内,地球静止卫星无云数据占比最高和最低的月份分别为2月和7月,占比为57%和25%,其余月份无 云数据占比均在40%—50%之间(图3)。华北平原云量分布及其变化特征受我国季风气候影响较大^[36]。受 冬季风影响,华北平原冬季较为干燥,由于水汽条件的限制,该地区冬季云量较少。而夏季受东亚夏季风作





http://www.ecologica.cn

用,较好的水汽条件使得夏季华北平原云量逐步达到最高值,6月和7月云量显著增长。本文使用无云数据进行研究,因此在受云层影响较大的6月和7月,遥感数据连续性受到较大影响。

2.2 NIRvP 表征 GPP 能力分析

2470

2.2.1 冬小麦 NIRvP 与 GPP 相关性

NIRvP 与 GPP 之间在不同时间尺度均存在很强的线性相关,且 *R*²随时间尺度的增加(半小时尺度至月 尺度)提高了 29%(表 2)。一些研究也出现了卫星数据与 GPP 的相关性随时间尺度增加而变强的情况,如基 于 MODIS 数据计算出的 1 d 尺度至 16 d 尺度的 NIRvP 与 GPP 相关性^[25]及 1 d 尺度至 90 d 尺度的 NIRv 与 GPP 相关性均随时间尺度增加而变强^[37]。NIRvP 与 GPP 的斜率随时间尺度的增加提高了 25%,这可能是由 于在较短的时间尺度上,两者之间具有轻微的非共线性^[38]。

表 2 NIRvP 与 GPP 的多时间尺度线性相关情况								
Table 2 Linear correlation between NIRvP and GPP across the time scales								
时间尺度 Time scale	R^2	斜率 Slope	Р	时间尺度 Time scale	R^2	斜率 Slope	Р	
半小时 Half-hourly	0.75	9.49	< 0.01	月 Monthly	0.97	11.83	0.02	
日 Daily	0.83	10.99	< 0.01					

以 0.5 h 为单位,本文选取每日 08:00 至 17:00 有效值占比大于 50%的日期,计算 NIRvP 与 GPP 的 R²和 P 值。有效值占比大于 50%的天数占总天数的 41%,且 NIRvP 与 GPP 显著相关(P<0.05)的天数占选取日期 的 88%, R²均值为 0.73,表明 NIRvP 与 GPP 在单日尺度有较强的一致关系(图 4)。不显著相关的日期主要出 现在 DOY=150 至 DOY=165 期间,该段时间为冬小麦生长季节晚期,其原因可能是卫星数据像素范围与通量 塔通量贡献区没有精确匹配^[39-40],卫星数据像素和通量塔通量贡献区内的冬小麦没有同时被收割。导致收 割期间 NIRvP 和站点 GPP 所涵盖的生态系统冠层结构存在较大差异。





Fig.4 The R-squared between hourly NIRvP and hourly GPP on individual days

2.2.2 NIRvP 与 GPP 日间动态情况

基于半小时尺度的 NIRvP 和站点 GPP 数据,利用线性回归模型计算得到 GPP。(图 5)。通过模型精度验证(表 3)可知,作为非生长季的1月、2月和6月的平均误差大于0,与生长季情况相反,表明非生长季 GPP 被高估的情况更为普遍,而生长季 GPP 被低估的情况更为普遍。归一化平均绝对误差表明,模型在生长季的性能优于非生长季。

GPP。与 GPP 各月日内各时段均值变化如图 6 所示, 阴影部分为数据的标准偏差。相比于 GPP, GPP。的季节变化幅度更小。1 月和 2 月由于温度等因素的影响, 冬小麦农田生态系统 GPP 处于较低水平^[41], 两者变化趋势一致性相对其他月份较差。在冬小麦的主要生长季节期间(4 月和 5 月), 两者日内变化趋势较为一

致,呈现较为明显的"单峰"趋势,即中午高早晚低。由 于冬小麦的收割且夏玉米未进入主要生长阶段,6月 GPP 又回到较低水平。7月玉米进入拔节期,GPP 水平 再次迅速上升,由于遥感数据连续性较差,两者日内变 化趋势并没有呈明显"单峰"状,但二者变化趋势仍较 为一致。

地球静止卫星的日间采样能力可以实现对 GPP 日 内峰值和日间质心的表征(图 6 和图 7)。由于 6 月 NIRvP 与 GPP 的相关性较差(图 4),GPP 日间峰值先 于 GPP。出现,其他月份 GPP 日间峰值出现时间较 GPP。晚 1—3 h 不等。此外,几乎在所有月份都出现了 GPP。在中午大于 GPP,而在上午和下午小于 GPP 的现



图 5 基于 NIRvP 和站点 GPP 的线性回归模型 Fig.5 Linear regression model based on NIRvP and in-site GPP

象。这是由于 NIRvP 与 GPP 的线性相关斜率近似等于光能利用效率(LUE)与太阳诱导叶绿素荧光近红外冠 层逃逸率(*f*esc)的比值^[42]。在一天内,*f*esc较为稳定,而 LUE 呈"U 型"变化趋势,即上午、下午较高,中午较低^[43],所以相比于模型斜率,实际斜率会出现中午较低而其他时间段较高的情况,从而造成模型的估计值中 午较高,上午和下午较低。

Table 3 The accuracy validation of the GPP estimation model								
月份 Month	平均误差 Mean error	平均绝对误差 Mean absolute error	归—化平均绝对误差 Normalized mean absolute error	月份 Month	平均误差 Mean error	平均绝对误差 Mean absolute error	归—化平均绝对误差 Normalized mean absolute error	
1	0.81	2.09	2.01	5	-1.27	7.25	0.26	
2	1.18	1.88	1.14	6	3.89	4.37	1.28	
4	-1.28	9.44	0.34	7	-4.36	8.24	0.31	

表 3 GPP 估算模型精度验证

随着时间向夏季推移,NIRvP 与 GPP。均捕捉到了 GPP 日间质心由下午逐渐向上午转移的趋势(图7),这 主要因为夏季较高的温度和较低的土壤水分含量抑制了中午和下午的光合作用,导致 GPP 日间不对称性增 加^[3,44]。7月有效数据连续性较差导致 GPP 日间质心值大于 12,但 NIRvP 与 GPP。日间质心值变化趋势仍与 GPP 一致。因此,NIRvP 可以较好地表征 GPP 的日内变化特征。

2.3 NIRvP 表征 GPP 性能差异分析

不同日期 NIRvP 的表征性能之间存在差异(图 4),为探究冬小麦光合作用日内变化影响因子及 NIRvP 拟合效果差异原因,以日内数据全部有效为前提,选择 GPP 与 NIRvP 间 *R*²小于 0.8 和大于 0.9 的日期。以 GPP 为因变量,地表温度、PAR、土壤温度、气温、VPD 为自变量进行逐步回归分析(表 4),自变量中前两项为 卫星产品数据、后三项为站点测量数据。

在所选的 6 d 中, 仅有 1 d 没有将 VPD 数据排除, 冬小麦光合作用日内循环主要由温度和 PAR 调控(表 4)。其中, 4 月中下旬至 4 月末对 GPP 变化影响最大的是 PAR, 5 月对 GPP 变化影响最大的是温度。通过分析 *R*²较低和 *R*²较高日期的数据发现, *R*²大于 0.9 的日期中, 对于 GPP 变化影响最大的因素均为 PAR, 表明 PAR 对 GPP 的影响力大小会影响到 NIRvP 表征 GPP 变化的性能。

2.4 冬小麦光合作用日内循环的影响因子分析

冬小麦于3月至5月进入主要生长季,6月被收割。因此,本文选择4月和5月可用数据进行分析。温度和 PAR 均为影响植物光合作用的主要环境因子,4月和5月日内各时段地表温度、光合有效辐射和 GPP 的平均值具有一定的变化差异(图8)。在一定温度范围内,光合作用强度随温度升高而增加,过高的温度会明显







抑制植物的光合作用。本实验冬小麦日内 GPP 曲线呈 "单峰"趋势,且 GPP 与地表温度的日内峰值均出现在 13:00,两者曲线变化趋势一致,温度并未表现出明显的 抑制作用。PAR 曲线同样呈"单峰"趋势,日内峰值在 12:00 提前出现。

为进一步探究生长季内冬小麦 GPP 变化影响因子, 本文以生长季内 GPP 为因变量,地表温度、PAR、土壤温 度、气温、VPD 为自变量进行逐步回归分析(表 5)。

模型中各变量具有不同计量单位,而数据标准化可 以去除不同变量间度量衡单位,直接反映自变量对因变 量的影响程度。在所选自变量中,VPD 和地表温度与 GPP 变化呈显著负相关,气温和 PAR 与 GPP 变化呈显





著正相关, 土壤温度被排除在外(表5)。进一步对标准化系数进行归一化处理后得到各要素的贡献率, VPD、 地表温度、气温、PAR 对 GPP 变化影响的贡献率分别为: 37.38%、9.97%、33.33%、19.31%。因此, 在季节尺度

上,对 GPP 变化影响从大到小的因素依次是温度(43.30%)、VPD(37.38%)、PAR(19.31%)。





Fig.8 Diurnal variation of GPP and remote sensing-derived environmental factor data over the growing season

Table 4 Factors influencing GPP variation at daily scale								
GPP 与 NIRvP 间 R ² <i>R-</i> squared between NIRvP and GPP	日期 Date	模型 R ² Model's R-squared	调整后模型 R ² Adjusted model's <i>R</i> -squared	因变量 Dependent variable	未标准 化系数 Unstandardized coefficients	标准化 系数 Standardized coefficients	贡献率 Contribution rate	Р
0.97	4.28	0.99	0.99	PAR	0.02	0.71	68.27%	< 0.01
				LST	0.68	0.33	31.73%	< 0.01
0.95	4.18	>0.99	>0.99	PAR	0.01	0.58	54.72%	< 0.01
				LST	0.74	0.48	45.28%	< 0.01
0.92	4.20	0.97	0.96	PAR	0.02	0.98	100%	< 0.01
0.80	5.03	>0.99	>0.99	PAR	0.02	1.92	25.30%	< 0.01
				Tair	5.62	2.59	34.12%	< 0.01
				VPD	-2.33	-1.72	22.66%	< 0.01
				LST	-1.87	-1.36	17.92%	0.01
0.76	4.07	>0.99	>0.99	LST	0.39	0.55	50.46%	< 0.01
				PAR	< 0.01	0.48	44.04%	< 0.01
				Tsoil	0.11	0.06	5.50%	< 0.01
0.66	5.23	>0.99	>0.99	PAR	0.01	0.57	30.65%	< 0.01
				Tair	0.78	0.72	38.71%	< 0.01
				Tsoil	-1.65	0.57	30.65%	0.03

表4 日尺度 GPP 变化影响因子

GPP:忌初级生产力 Gross primary productivity; NIRvP: 植被近红外反射率与光台有效辐射之积 The product of near-infrared reflectance of
vegetation and photosynthetically active radiation; PAR:光和有效辐射 Photosynthetically active radiation; LST:地表温度 Land surface temperature; Tair:
空气温度 Air temperature; VPD;饱和水汽压差 Vapor pressure deficit; Tsoil;土壤温度 Soil temperature

表 5 季节尺度 GPP 变化影响因子									
Table 5 Factors influencing GPP variation at seasonal scale									
模型 R ² Model's R-square	模型 R ² 调整后模型 R ² 因变量 未标准化系数 标准化系数 贡献率 P Model's R-square R-square Dependent variable Contribution rate P								
0.704	0.698	VPD	-1.47	-1.2	37.38%	<0.01			
		LST	-0.56	-0.32	9.97%	< 0.01			
		Tair	2.04	1.07	33.33%	< 0.01			
		PAR	0.02	0.62	19.31%	< 0.01			

环境因素对 GPP 变化的影响可能在一天中随着时间的变化而变化。以温度为例,上午较低的温度可能 会促进植被的光合作用,而中午较高的温度则可能会抑制植被的光合作用。本文将冬小麦日内 GPP 数据分 为三个时段,即上午(08:00 至 10:00)、中午(11:00 至 14:00)和下午(15:00 至 17:00),并分别针对三个时段 进行逐步回归分析,以探讨环境因素在一天不同时段中对 GPP 变化的影响差异(表 6)。

时段 Time segment	模型 R ² Model's R-square	调整后 模型 R ² Adjusted model's <i>R</i> -square	因变量 dependent variable	未标准 化系数 Unstandardized coefficients	标准化系数 Standardized coefficients	贡献率 Contribution rate	Р
上午	0.74	0.73	PAR	0.03	0.92	38.33%	< 0.01
Morning			VPD	-1.35	-1.00	41.67%	< 0.01
			Tsoil	1.24	0.48	20.00%	< 0.01
中午	0.82	0.82	VPD	-1.59	-1.17	61.26%	< 0.01
Noon			Tsoil	2.94	0.74	38.74%	< 0.01
下午	0.73	0.71	VPD	-1.29	-1.15	51.11%	< 0.01
Afternoon			LST	0.19	0.11	4.89%	0.47
			PAR	0.01	0.53	23.56%	< 0.01
			Tsoil	1.53	0.46	20.44%	< 0.01

表 6 日内各时段 GPP 变化影响因子 Table 6 Diurnal variation factors affecting GPP in different time segments

VPD 在日内各时段均为影响 GPP 变化的主导因素。中午 GPP 的变化主要受 VPD 与土壤温度影响, PAR 被排除在外。上午 PAR 的影响力大于温度,而下午 PAR 的影响力小于温度。各个时段内对 GPP 变化 影响从大到小的环境因素依次是:上午:VPD(41.67%)>PAR(38.33%)>温度(20.00%);中午:VPD(61.26%) >温度(38.74%);下午 VPD(51.11%)>温度(25.33%)>PAR(23.56%)。分析各时段 GPP 变化影响因素有助 于更精确地掌握冬小麦光合作用日内循环机制,减少光合作用研究中的不确定性,从而为未来科学研究和政 策制定提供理论依据。

3 讨论

3.1 地球静止卫星的观测优势

本文研究结果表明地球静止卫星数据可以表征农田生态系统 GPP 的日间变化,与极地轨道卫星相比有 更大的时间分辨率优势。一些研究也证明了利用地球静止卫星进行光合作用日内循环监测和碳循环研究的 潜力^[10,45-46]。Li 等^[44]基于地球静止运行环境卫星(GOES)数据及其他辅助产品,利用机器学习方法估算了 美国大陆每1h的GPP,捕捉了光合作用昼夜循环对严重热浪事件的响应。多项研究基于地球静止卫星遥感 数据计算出的NIRvP,很好地捕捉了多种生态系统 GPP 的日间变化^[3,38]。Hashimoto 等^[23]发现基于 GOES 上 的高级基线成像仪(ABI)获得的归一化植被指数(NDVI)比 MODIS 更详细地捕捉到了亚马逊常绿阔叶林的 季节性变化。高时空分辨率的数据还可以捕捉到土壤水分^[47]、植被用水量、碳吸收量^[10]和大气对流^[48]的日 间变化,这为理解土壤—植物—大气连续体中的日间相互作用提供了极大的帮助^[49]。地球静止卫星遥感技 术的发展使大范围光合作用和植被状况变化的实时监测成为了可能。

地球静止卫星与地面相对静止,不存在重访周期长的问题,其日间采样能力,为监测光合作用的日间变化 提供了新的思路^[10]。然而,目前用于华北平原农田生态系统研究的数据以站点数据和极地轨道卫星数据为 主。叶昊天等^[27]利用 MODIS 数据对华北平原冬小麦农田生态系统的呼吸作用进行了模拟,但由于 MODIS 数据的限制,无法获得高时间分辨率的生态系统呼吸模拟值。此外,由于站点数据在空间上分布稀疏,一些仅 基于站点数据分析得到的结果在其他地方不一定适用^[10]。本文基于地球静止卫星数据反演的 NIRvP,在半小时 尺度很好地表征了 GPP 的日内变化,为未来利用地球静止卫星进行大范围光合作用检测提供了理论依据。

3.2 利用 NIRvP 跟踪光合作用日内变化的特点

NIRvP 出现之前,有研究利用 NIRv 进行了 GPP 估算,这种方法最小化了土壤和卫星观测视角对结果的 影响^[37]。在此基础上,Dechant 等^[25]发现 NIRvP 能有效捕捉不同尺度冠层光合作用的时空变化,且在大多数 近红外反射率可以跟踪光能利用效率变化的区域中,NIRvP 相比于日光诱导叶绿素荧光(SIF)和植物实际吸 收的光合有效辐射(APAR),与站点测量 GPP 有更高的相关性^[50]。还有一些研究基于地球静止卫星数据,利 用 LUE 模型^[51]和光响应曲线方法^[3]对 GPP 进行了估计。然而,基于 NIRvP 的 GPP 估计方法在概念上更简 单,并且在不同的尺度上也显示出强大的性能^[25],这使得 NIRvP 在 GPP 监测方面具有广泛的应用前景。

NIRvP 包含了冠层结构和太阳辐射信息^[25,52],可以捕捉到植被在环境胁迫下的结构变化,但无法捕捉环 境胁迫引起的生理响应^[25,40]。Khan 等^[3]的研究发现,基于 NIRvP 估计的 GPP 没能捕捉到站点 GPP 日间非 对称性变化的特征,这证实了生理响应比冠层变化更为敏感和迅速。本文的研究结果印证了这些观点:相比 于 GPP,NIRvP 的季节变化幅度更小;PAR 对 GPP 的影响力大小会影响到 NIRvP 表征 GPP 变化的性能,PAR 是 GPP 最主要的影响因素时,NIRvP 的性能更好。因此,在利用 NIRvP 精确估算 GPP 时,需要进一步考虑植 被的生理信息。

3.3 研究的不确定性和未来研究方向

由于数据本身及其可获取性等方面限制,本文存在一些不确定性:(1)本文没有考虑大气和地形对反射 率数据的影响。由于大气对光线的散射、反射和吸收以及复杂地形产生的阴影,大气顶层测量数据与真实数 据间存在一定的差异^[53-55]。(2)本文没有将卫星数据范围与通量塔风浪区进行精确匹配。由于卫星数据空 间分辨率的限制,本文选取包含通量塔的像元数据进行分析,无法开展进一步的风浪区匹配,这可能导致像素 范围内下垫面状况不均一,从而影响 NIRvP 与 GPP 的一致性^[40]。(3)本文用于估算 GPP 的遥感指数 NIRvP 仅包含了植被的冠层结构和太阳辐射信息,不能捕捉因环境胁迫导致的 GPP 日间变化不对称性^[3],但本文研 究区域为华北平原农田生态系统,环境胁迫影响轻微,故不会对本文结论产生显著影响,即 NIRvP 可以很好 地表征该区域 GPP。

目前关于地形对静止卫星产品的影响还没有全面的研究,只有少数研究表明地形效应可能是极地轨道卫 星在 PAR 估计中出现偏差的原因^[56-57]。Chen 等^[53]验证了使用路径长度校正法(PLC)减少山区地形对 NIRv 影响的可行性,未来的研究可以使用经过地形校正的 NIRv 和 PAR 计算出的 NIRvP 来完善复杂地形区 域的 GPP 估计。Kong 等^[40]的研究表明,基于高空间分辨率卫星数据精确匹配遥感数据范围与通量塔风浪区 可以提升 NIRvP 表征 GPP 的性能。未来的研究可以通过发展时空融合算法,最大限度地整合极地轨道卫星 和静止卫星在空间分辨率和时间分辨率方面的优势,以精确匹配卫星像素和通量塔的风浪区^[40,58]。相比于 冠层结构,植被的生理信息变化更快,也更频繁地对 GPP 产生影响,因此未来可协同使用基于地球静止卫星 反演的 NIRvP 与 OCO-3 提供的 SIF 数据,以将植物的生理信息纳入考虑,更准确地模拟 GPP 的动态变化。

4 结论

(1) NIRvP 可以较好地表征 GPP 日内循环特征。NIRvP 与 GPP 在半小时尺度(R^2 =0.75, P <0.01)、日尺 度(R^2 =0.83, P <0.01)和月尺度(R^2 =0.97, P =0.02)均具有较高的相关性,且两者相关性和斜率均随时间尺 度增大而增大。基于线性回归模型进行 GPP 估算,模型在生长季的性能更强且普遍存在低估现象,而非生长 季情况相反。GPP 估计值(GPP_e)日内峰值的出现时间相较 GPP 早 1—3 h,且 GPP_e在中午偏高,上午和下午 偏低。GPP_e季节性变化的幅度小于 GPP。随着时间向夏季推移,NIRvP 与 GPP_e均捕捉到了 GPP 日间质心由 下午逐渐向上午转移的趋势。

(2) PAR 对 GPP 变化的作用会影响 NIRvP 表征 GPP 的性能。NIRvP 包含冠层结构和太阳辐射信息,但 不能捕捉环境胁迫下植被的生理响应。因此,当影响 GPP 变化的主要因素是太阳辐射信息而不是其他环境 要素时,NIRvP 对其的表征性能更好。 (3)各环境要素对 GPP 变化的相对影响力随时间尺度变化而变化。在季节尺度上,对 GPP 变化贡献从 大到小的环境要素依次为:温度、VPD 和 PAR。其中 VPD 和地表温度与 GPP 变化呈负相关,气温和 PAR 与 GPP 变化呈正相关;在日尺度上,日内 GPP 变化的主要影响因素是 PAR 和温度;在小时尺度上,VPD 是 GPP 变化的主要影响因素,PAR 上午对 GPP 变化的影响力大于温度,下午相反,中午被逐步回归模型排除在外。

参考文献(References):

- Ryu Y, Berry J A, Baldocchi D D. What is global photosynthesis? History, uncertainties and opportunities. Remote Sensing of Environment, 2019, 223: 95-114.
- [2] Zhang N, Su X, Zhang X B, Yao X, Cheng T, Zhu Y, Cao W X, Tian Y C. Monitoring daily variation of leaf layer photosynthesis in rice using UAV-based multi-spectral imagery and a light response curve model. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 291: 108098.
- [3] Khan A M, Stoy P C, Joiner J, Baldocchi D, Verfaillie J, Chen M, Otkin J A. The Diurnal Dynamics of Gross Primary Productivity Using Observations From the Advanced Baseline Imager on the Geostationary Operational Environmental Satellite-R Series at an Oak Savanna Ecosystem. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2022, 127(3): e2021JG006701.
- [4] 于贵瑞,方华军,伏玉玲,王秋凤.区域尺度陆地生态系统碳收支及其循环过程研究进展.生态学报,2011,31(19):5449-5459.
- [5] Sun Z Y, Wang X F, Yamamoto H, Tani H, Zhong G S, Yin S, Guo E L. Spatial pattern of GPP variations in terrestrial ecosystems and its drivers: Climatic factors, CO₂ concentration and land-cover change, 1982-2015. Ecological Informatics, 2018, 46: 156-165.
- [6] 方宇辉,华夏,韩留鹏,赵明忠,齐学礼,董海滨,胡琳.非生物胁迫因素对小麦光合作用的影响研究进展.河南农业科学,2023,52 (10):1-13.
- [7] 张艳艳,刘淋茹,袁鑫茹,张荣,王璐媛,段剑钊,贺利,王永华,郭天财,冯伟.不同水分条件下施磷对冬小麦穗花结实及光合特性的 影响. 生态学报, 2024, 44(14): 6331-6345.
- [8] 王玉英, 胡春胜, 董文旭, 张玉铭, 李晓欣, 刘秀萍. 华北平原小麦-玉米轮作系统碳中和潜力及固碳措施. 中国生态农业学报(中英文), 2022, 30(4): 651-657.
- [9] Soegaard H, Jensen N O, Boegh E, Hasager C B, Schelde K, Thomsen A. Carbon dioxide exchange over agricultural landscape using eddy correlation and footprint modelling. Agricultural and Forest Meteorology, 2003, 114(3/4): 153-173.
- [10] Xiao J F, Fisher J B, Hashimoto H, Ichii K, Parazoo N C. Emerging satellite observations for diurnal cycling of ecosystem processes. Nature Plants, 2021, 7(7): 877-887.
- [11] Baldocchi D, Falge E, Gu L H, Olson R, Hollinger D, Running S, Anthoni P, Bernhofer C, Davis K, Evans R, Fuente J, Goldstein A, Katul G, Law B, Lee X H, Malhi Y, Meyers T, Munge W, Oechel W, Paw K T, Pilegaard K, Schmid H P, Valentini R, Verma S, Vesala T, Wilson K, Wofsy S. FLUXNET: A New Tool to Study the Temporal and Spatial Variability of Ecosystem-Scale Carbon Dioxide, Water Vapor, and Energy Flux Densities. Bulletin of the American Meteorological Society, 2001, 82(11); 2415-2434.
- [12] Baldocchi D D. How eddy covariance flux measurements have contributed to our understanding of Global Change Biology. Global Change Biology, 2020, 26(1): 242-260.
- [13] Guo C H, Liu Z Q, Jin X Q, Lu X L. Improved estimation of gross primary productivity (GPP) using solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) from photosystem II. Agricultural and Forest Meteorology, 2024, 354: 110090.
- [14] Alsafadi K, Bashir B, Mohammed S, Abdo H G, Mokhtar A, Alsalman A, Cao W Z. Response of Ecosystem Carbon-Water Fluxes to Extreme Drought in West Asia. Remote Sensing, 2024, 16(7): 1179.
- [15] Zhu S Y, Clement R, McCalmont J, Davies C A, Hill T. Stable gap-filling for longer eddy covariance data gaps: A globally validated machinelearning approach for carbon dioxide, water, and energy fluxes. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 314: 108777.
- [16] Lees K J, Quaife T, Artz R R E, Khomik M, Clark J M. Potential for using remote sensing to estimate carbon fluxes across northern peatlands-A review. Science of The Total Environment, 2018, 615: 857-874.
- [17] Schimel D, Pavlick R, Fisher J B, Asner G P, Saatchi S, Townsend P, Miller C, Frankenberg C, Hibbard K, Cox P. Observing terrestrial ecosystems and the carbon cycle from space. Global Change Biology, 2015, 21(5): 1762-1776.
- [18] Wagle P, Gowda P H, Xiao X M, Anup K C. Parameterizing ecosystem light use efficiency and water use efficiency to estimate maize gross primary production and evapotranspiration using MODIS EVI. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 222: 87-97.
- [19] 王绍强,陈蝶聪,周蕾,何洪林,石浩,闫慧敏,苏文.中国陆地生态系统通量观测站点空间代表性.生态学报,2013,33(24): 7715-7728.
- [20] Jung M, Schwalm C, Migliavacca M, Walther S, Camps-Valls G, Koirala S, Anthoni P, Besnard S, Bodesheim P, Carvalhais N, Chevallier F, Gans F, Goll D S, Haverd V, Köhler P, Ichii K, Jain A K, Liu J Z, Lombardozzi D, Nabel J E M S, Nelson J A, O'Sullivan M, Pallandt M,

Papale D, Peters W, Pongratz J, Rödenbeck C, Sitch S, Tramontana G, Walker A, Weber U, Reichstein M. Scaling carbon fluxes from eddy covariance sites to globe: synthesis and evaluation of the FLUXCOM approach. Biogeosciences, 2020, 17(5): 1343-1365.

- [21] Running S W. Global land data sets for next-generation biospheric monitoring. Eos, Transactions American Geophysical Union, 2004, 85(50): 543-545.
- [22] 孙晨红. 多源遥感数据融合生成高时空分辨率地表温度研究与验证[D]. 西安: 西安科技大学, 2015.
- [23] Hashimoto H, Wang W L, Dungan J L, Li S, Michaelis A R, Takenaka H, Higuchi A, Myneni R B, Nemani R R. New generation geostationary satellite observations support seasonality in greenness of the Amazon evergreen forests. Nature Communications, 2021, 12(1): 684.
- [24] 梁斌,徐文福,李成,刘宇.地球静止轨道在轨服务技术研究现状与发展趋势. 宇航学报, 2010, 31(1): 1-13.
- [25] Dechant B, Ryu Y, Badgley G, Köhler P, Rascher U, Migliavacca M, Zhang Y G, Tagliabue G, Guan K Y, Rossini M, Goulas Y, Zeng Y L, Frankenberg C, Berry J A. NIRVP: A robust structural proxy for sun-induced chlorophyll fluorescence and photosynthesis across scales. Remote Sensing of Environment, 2022, 268: 112763.
- [26] 扶松林, 孔令颖, 周海香, 刘文兆. 泾河流域粮食产量与生产潜力时空分布特征及其与 MODIS-GPP 的关系. 干旱地区农业研究, 2020, 38(6): 192-199.
- [27] 叶昊天,李颖,余珂. 基于 MODIS 数据模拟华北平原冬小麦农田生态系统的呼吸作用. 生态科学, 2023, 42(4): 182-189.
- [28] 刘思廷,杨晔,张艳品,高祺.河北省赵州雪梨气候品质评估技术研究.贵州农业科学,2021,49(10):104-110.
- [29] Ma L, Sun L G, Wang S Q, Chen J H, Chen B, Zhu K, Amir M, Wang X B, Liu Y Y, Wang P Y, Wang J B, Huang M, Wang Z S. Analysis on the relationship between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary productivity of winter wheat in northern China. Ecological Indicators, 2022, 139: 108905.
- [30] Zheng C, Wang S Q, Chen J M, Xiao J F, Chen J H, Zhu K, Sun L G. Modeling transpiration using solar-induced chlorophyll fluorescence and photochemical reflectance index synergistically in a closed-canopy winter wheat ecosystem. Remote Sensing of Environment, 2024, 302: 113981.
- [31] Reichstein M, Falge E, Baldocchi D, Papale D, Aubinet M, Berbigier P, Bernhofer C, Buchmann N, Gilmanov T, Granier A, Grünwald T, Havránková K, Ilvesniemi H, Janous D, Knohl A, Laurila T, Lohila A, Loustau D, Matteucci G, Meyers T, Miglietta F, Ourcival J M, Pumpanen J, Rambal S, Rotenberg E, Sanz M, Tenhunen J, Seufert G, Vaccari F, Vesala T, Yakir D, Valentini R. On the separation of net ecosystem exchange into assimilation and ecosystem respiration; review and improved algorithm. Global Change Biology, 2005, 11(9): 1424-1439.
- [32] Göckede M, Rebmann C, Foken T. A combination of quality assessment tools for eddy covariance measurements with footprint modelling for the characterisation of complex sites. Agricultural and Forest Meteorology, 2004, 127(3-4): 175-188.
- [33] Zhou S G, Cheng J. An improved temperature and emissivity separation algorithm for the advanced Himawari imager. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(10): 7105-7124.
- [34] Nelson J A, Carvalhais N, Migliavacca M, Reichstein M, Jung M. Water-stress-induced breakdown of carbon-water relations: indicators from diurnal FLUXNET patterns. Biogeosciences, 2018, 15(8): 2433-2447.
- [35] Li Y S, Chen W, Zhang Y J, Tao C, Xiao R, Tan Y H. Accurate cloud detection in high-resolution remote sensing imagery by weakly supervised deep learning. Remote Sensing of Environment, 2020, 250: 112045.
- [36] 薛维韬. 华北平原云量变化趋势及其对温度日较差的影响[D]. 南京:南京信息工程大学, 2019.
- [37] Badgley G, Anderegg L D, Berry J A, Field C B. Terrestrial gross primary production: Using NIR_v to scale from site to globe. Global Change Biology, 2019, 25(11): 3731-3740.
- [38] Jeong S, Ryu Y, Dechant B, Li X, Kong J, Choi W, Kang M, Yeom J, Lim J, Jang K, Chun J. Tracking diurnal to seasonal variations of gross primary productivity using a geostationary satellite, GK-2A advanced meteorological imager. Remote Sensing of Environment, 2023, 284: 113365.
- [39] Chu H S, Luo X Z, Ouyang Z, Chan W S, Dengel S, Biraud S C, Torn M S, Metzger S, Kumar J, Arain M A, Arkebauer T J, Baldocchi D, Bernacchi C, Billesbach D, Black T A, Blanken P D, Bohrer G, Bracho R, Brown S, Brunsell N A, Chen J Q, Chen X Y, Clark K, Desai A R, Duman T, Durden D, Fares S, Forbrich I, Gamon J A, Gough C M, Griffis T, Helbig M, Hollinger D, Humphreys E, Ikawa H, Iwata H, Ju Y, Knowles J F, Knox S H, Kobayashi H, Kolb T, Law B, Lee X H, Litvak M, Liu H P, Munger J W, Noormets A, Novick K, Oberbauer S F, Oechel W, Oikawa P, Papuga S A, Pendall E, Prajapati P, Prueger J, Quinton W L, Richardson A D, Russell E S, Scott R L, Starr G, Staebler R, Stoy P C, Stuart-Haëntjens E, Sonnentag O, Sullivan R C, Suyker A, Ueyama M, Vargas R, Wood J D, Zona D. Representativeness of Eddy-Covariance flux footprints for areas surrounding AmeriFlux sites. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 301: 108350.
- [40] Kong J, Ryu Y, Liu J G, Dechant B, Rey-Sanchez C, Shortt R, Szutu D, Verfaillie J, Houborg R, Baldocchi D D. Matching high resolution satellite data and flux tower footprints improves their agreement in photosynthesis estimates. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 316: 108878.
- [41] 李俊,于强,孙晓敏,同小娟,任传友,王靖,刘恩民,朱治林,于贵瑞.华北平原农田生态系统碳交换及其环境调控机制.中国科学 D 辑:地球科学,2006,36(S1):210-223.

5期

- [42] Jin J X, Hou W Y, Ma X L, Wang H, Xie Q Y, Wang W F, Zhu Q A, Fang X Q, Zhou F, Liu Y, Zhang F Y, Cai Y L, Wu J. Improved estimation of gross primary production with NIRvP by incorporating a phenophase scheme for temperate deciduous forest ecosystems. Forest Ecology and Management, 2024, 556: 121742.
- [43] Song Q F, Van Rie J, Den Boer B, Galle A, Zhao H L, Chang T G, He Z H, Zhu X G. Diurnal and seasonal variations of photosynthetic energy conversion efficiency of field grown wheat. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 817654.
- [44] Li X, Ryu Y, Xiao J F, Dechant B, Liu J G, Li B L, Jeong S, Gentine P. New-generation geostationary satellite reveals widespread midday depression in dryland photosynthesis during 2020 western U.S. heatwave. Science Advances, 2023, 9(31); eadi0775.
- [45] Li X, Xiao J F, Fisher J B, Baldocchi D D. ECOSTRESS estimates gross primary production with fine spatial resolution for different times of day from the International Space Station. Remote Sensing of Environment, 2021, 258: 112360.
- [46] Zhang Z Y, Guanter L, Porcar-Castell A, Rossini M, Pacheco-Labrador J, Zhang Y G. Global modeling diurnal gross primary production from OCO-3 solar-induced chlorophyll fluorescence. Remote Sensing of Environment, 2023, 285: 113383.
- [47] 王卓颖,刘杨晓月,杨骥,刘昭华.风云卫星系列及 CLDAS 土壤水分产品多尺度精度验证与评价:以青藏高原那曲地区为例.中国农业 气象,2021,42(9):788-804.
- [48] 覃丹宇, 方宗义. 利用静止气象卫星监测初生对流的研究进展. 气象, 2014, 40(1): 7-17.
- [49] Lin C J, Gentine P, Frankenberg C, Zhou S, Kennedy D, Li X. Evaluation and mechanism exploration of the diurnal hysteresis of ecosystem fluxes. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 278: 107642.
- [50] Chen S Y, Sui L C, Liu L Y, Liu X J, Li J, Huang L X, Li X, Qian X J. NIRvP as a remote sensing proxy for measuring gross primary production across different biomes and climate zones: Performance and limitations. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 122; 103437.
- [51] Hashimoto H, Wang W L, Michaelis A, Takenaka H, Higuchi A, Nemani R R. Hourly GPP estimation in Australia using Himawari-8 AHI products. IGARSS 2020-2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2020; 4513-4515.
- [52] 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, Moya I. Canopy structure explains the relationship between photosynthesis and sun-induced chlorophyll fluorescence in crops. Remote Sensing of Environment, 2020, 241: 111733.
- [53] Chen R, Yin G F, Zhao W, Xu B D, Zeng Y L, Liu G X, Verger A. TCNIRv: Topographically Corrected Near-Infrared Reflectance of Vegetation for Tracking Gross Primary Production Over Mountainous Areas. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-10.
- [54] Hao D L, Wen J G, Xiao Q, You D Q, Tang Y. An improved topography-coupled kernel-driven model for land surface anisotropic reflectance. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 58(4): 2833-2847.
- [55] Pahlevan N, Mangin A, Balasubramanian S V, Smith B, Alikas K, Arai K, Barbosa C, Bélanger S, Binding C, Bresciani M, Giardino C, Gurlin D, Fan Y Z, Harmel T, Hunter P, Ishikaza J, Kratzer S, Lehmann M K, Ligi M, Ma R H, Martin-Lauzer F R, Olmanson L, Oppelt N, Pan Y Q, Peters S, Reynaud N, Sander de Carvalho L A, Simis S, Spyrakos E, Steinmetz F, Stelzer K, Sterckx S, Tormos T, Tyler A, Vanhellemont Q, Warren M. ACIX-Aqua: A global assessment of atmospheric correction methods for Landsat-8 and Sentinel-2 over lakes, rivers, and coastal waters. Remote Sensing of Environment, 2021, 258: 112366.
- [56] Letu H, Yang K, Nakajima T Y, Ishimoto H, Nagao T M, Riedi J, Baran A J, Ma R, Wang T X, Shang H Z, Khatri P, Chen L F, Shi C X, Shi J C. High-resolution retrieval of cloud microphysical properties and surface solar radiation using Himawari-8/AHI next-generation geostationary satellite. Remote Sensing of Environment, 2020, 239: 111583.
- [57] 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.
- [58] Khan A M, Stoy P C, Douglas J T, Anderson M, Diak G, Otkin J A, Hain C, Rehbein E M, McCorkel J. Reviews and syntheses: Ongoing and emerging opportunities to improve environmental science using observations from the Advanced Baseline Imager on the Geostationary Operational Environmental Satellites. Biogeosciences, 2021, 18(13): 4117-4141.