



西北农林科技大学

硕士学位论文

基于日光诱导叶绿素荧光的
植被冠层气孔导度模型研究

学科专业 土地资源与空间信息技术

研究方向 叶绿素荧光遥感机理与模型

论文作者 闫雨杏

指导教师 于强 研究员

联合指导教师 吕肖良 研究员

论文提交时间 2023年5月

Thesis Submitted to Northwest A&F University
in Partial Fulfillment of the Requirements
for Degree of
Master of Agriculture

Research on Canopy Conductance Model based on Solar-induced Chlorophyll Fluorescence

Major: Land Resources and Spatial Information Technology

Research Field: Mechanism and Model of SIF

Candidate: Yuxing Yan

Supervisor: Qiang Yu

Co- Supervisor: Xiaoliang Lu

Date of submission: May 2022

College of Natural Resources and Environment

Northwest A&F University

分类号：Q948，S127

UDC：911.2，631

密级：公开

学校代码：10712

研究生学号：2020050829

西北农林科技大学硕士学位论文

基于日光诱导叶绿素荧光的 植被冠层气孔导度模型研究

论文作者：闫雨杏

指导教师：于强 研究员 吕肖良 研究员

答辩委员会：

西北农林科技大学水利与建筑工程学院 李 毅 研究员（主席）

西北农林科技大学水利与建筑工程学院 何建强 教授（委员）

西北农林科技大学资源与环境学院 齐雁冰 教授（委员）

中国农业大学资源与环境学院 王 靖 教授（委员）

中国农业大学土地科学与技术学院 冯璞玉 副教授（委员）

答辩日期：2023年5月17日

本研究得到国家自然科学基金“作物日光诱导叶绿素荧光与光合作对环境胁迫的协同响应及多尺度关联机制估算”
(编号：42071328) 资助。

研究生学位论文的独创性声明

本人声明：所呈交的学位论文是我个人在导师指导下独立进行的研究工作及取得的研究结果；论文中的研究数据及结果的获得完全符合学校《关于规范西北农林科技大学研究生学术道德的暂行规定》，如果违反此规定，一切后果与法律责任均由本人承担。

尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究结果，也不包含其他人和自己本人已获得西北农林科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同事对本研究所做的任何贡献均已在论文的致谢中作了明确的说明并表示了谢意。

研究生签名： 闫雨杏 时间： 2023 年 5 月 20 日

导师指导研究生学位论文的承诺

本人承诺：我的研究生 闫雨杏 所呈交的学位论文是在我指导下独立开展研究工作及取得的研究结果，属于我现岗职务工作的结果，并严格按照学校《关于规范西北农林科技大学研究生学术道德的暂行规定》而获得的研究结果。如果违反学校《关于规范西北农林科技大学研究生学术道德的暂行规定》，我愿接受按学校有关规定的处罚处理并承担相应导师连带责任。

导师签名： 于维 时间： 2023 年 5 月 20 日

关于研究生学位论文使用授权的说明

本学位论文的知识产权归属西北农林科技大学。本人同意西北农林科技大学保存或向国家有关部门或机构送交论文的纸质版和电子版，允许论文被查阅和借阅；同意西北农林科技大学将本学位论文的全部或部分授权汇编录入《中国博士/硕士学位论文全文数据库》和《中国学位论文全文数据库》进行出版，并享受相关权益。

本人保证，在毕业离开（或者工作调离）西北农林科技大学后，发表或者使用本学位论文及其相关的工作成果时，将以西北农林科技大学为第一署名单位，否则，愿意按《中华人民共和国著作权法》等有关规定接受处理并承担法律责任。

任何收存和保管本论文各种版本的其他单位和个人（包括研究生本人）未经本论文作者的导师同意，不得有对本论文进行复制、修改、发行、出租、改编等侵犯著作权的行为，否则，按违背《中华人民共和国著作权法》等有关规定处理并追究法律责任。

（保密的学位论文在保密期限内，不得以任何方式发表、借阅、复印、缩印或扫描复制手段保存、汇编论文）

研究生签名：闫雨香 时间：2023年5月20日

导师签名：于维 时间：2023年5月20日

摘要

气孔行为决定了植被碳、水循环的耦合过程，并直接影响植被的光合作用和水分利用效率，进而影响植物的生长发育及其对环境的适应能力。探索大尺度下植被冠层气孔导度（canopy conductance, G_c ），对于理解植物和大气间的碳水传输，以及生态系统对全球变化的响应和适应机制都有重要的意义。目前关于 G_c 的模拟研究多集中于叶片尺度的气孔导度与光合作用的耦合模型上，获取准确 G_c 的前提即是优化光合模型并将其耦合进气孔导度模型。日光诱导叶绿素荧光（Solar-induced Chlorophyll Fluorescence, SIF）作为光合作用的伴生产物，在植被光合的生理探测方面具有独特优势，能及时探测到多种胁迫的发生。鉴于此，本研究基于气孔在碳水耦合中发挥着的关键作用以及 SIF 与光合作用的内在联系机制，构建了一个由环境因子（温度 T_{air} 、光合有效辐射 PAR、饱和水汽压差 VPD、土壤含水量 SWC 等）和植物生理特征共同驱动的冠层气孔导度估算模型 G_c -SIF，通过地面通量观测数据对模型进行验证，并将 G_c -SIF 模型应用于全球 2019~2020 年日尺度的冠层气孔导度估算，探讨 G_c 的时空变化特征以及在全球不同干旱分区内的环境影响因素。本研究的主要结果及结论如下：

（1） G_c -SIF 模型构建及模型验证

将表征植物生理信息的 SIF 观测值通过改进的光反应机理（reformulated Mechanistic Light Response, rMLR）模型来计算净光合速率，再与 BBL（Ball-Berry-Leuning）气孔导度模型相耦合，构建了基于 SIF 与环境因子的机理性模型 G_c -SIF。结合杨凌农业试验站荧光观测系统和 EC 通量系统的观测数据，将 G_c -SIF 和通过 Penman-Monteith 公式与潜热通量反推得到的 G_c -EC 进行比较。研究结果显示， G_c -SIF 与 G_c -EC 在半小时和日尺度下均具有较好的一致性， R^2 分别为 0.79 和 0.75，且 G_c -SIF 与各环境因子的响应关系也与其他相关研究结果较为一致，表明本研究构建的 G_c -SIF 模型具有较高的拟合精度，可用于植被冠层蒸腾量的模拟。

（2）全球冠层气孔导度模拟及结果验证

引入遥感 TROPOMI-SIF 数据，优化部分参数并将该模型升尺度到区域，模拟出全球 2019~2020 年日尺度下 5 km 空间分辨率的 G_c -SIF。模拟结果表明，全球 G_c -SIF 具有明显的区域差异和季节性变化，且能对异常高温等现象做出响应。总体空间分布格局表现出与全球植被格局相对应的区域差异和纬度梯度变化，全球日平均 G_c -SIF 的值多在 0 至 $0.35 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间变化，美国中部、欧洲西部和中国东北部的 G_c -SIF 值较高，部分干旱和半干旱地区的 G_c -SIF 值较低。北半球大部分地区的 G_c -SIF 从春季到夏季明显增加，从夏季到秋季下降，冬季整体较低。利用 14 个 FLUX 通量站点的 G_c -EC

对模拟结果进行验证,发现不同植被类型的 G_c -SIF 与 G_c -EC 回归拟合结果存在差异,但验证结果均呈显著正相关关系 ($p < 0.01$),各个站点数据线性回归拟合的平均 R^2 为 0.41,总体拟合 R^2 为 0.54,表明本研究使用 G_c -SIF 模型在全球的模拟效果较好,为遥感大尺度蒸散发模型模拟提供了参考。

(3) 全球冠层气孔导度的环境影响因素

根据干旱指数 (Aridity Index, AI) 将全球划分为极端干旱区、干旱区、半干旱区、干旱亚湿润区和湿润区等 5 个分区,分析不同区域内 G_c -SIF 的差异及其对环境因子的响应。发现全球不同干旱分区内的 G_c -SIF 具有显著的差异,越是干旱的地区 G_c -SIF 的平均值就越小。不同干旱分区的 G_c -SIF 对主要环境因子的响应规律相似,整体看来较高的 T_{air} 、PAR 和 VPD 均会使植物蒸腾速率加快、叶水势降低,致使 G_c -SIF 减小,此类现象在极端干旱区域尤为明显,表明植被在极端干旱区域受水分胁迫的可能性更大;SWC 的提高对 G_c -SIF 增加的影响存在一定的阈值。从全球 2019~2020 年日尺度的 G_c -SIF 与环境因子的相关性来看, G_c -SIF 与 T_{air} 、PAR 和 VPD 在年际水分较充足且适宜植被生长的地区存在正相关关系,在植物易受到高温胁迫的热带地区存在负相关关系,全球大部分区域 SWC 的季节变化并不会引起 G_c -SIF 的较大变化。利用地理探测器模型分析环境因子对 G_c -SIF 空间分布的解释力,发现 SWC 及其与其他环境因子的交互作用对 G_c -SIF 空间分布的解释力较强,PAR 的解释力较弱,表明土壤水分限制是影响植物气孔导度空间分布较为重要的因素。

本研究将植物光合作用的探针——SIF 引入到 BBL 气孔导度模型中,实现了基于 SIF 观测的 G_c 模拟,分别使用通量观测 SIF 和遥感 SIF 在站点尺度和全球区域尺度上验证了模型模拟 G_c 的能力,并探究了 G_c 的环境影响因素,为基于遥感的大尺度蒸散发模拟提供了参考,对评估气候变化下的生态水文过程具有重要意义。

关键词: 冠层气孔导度; 日光诱导叶绿素荧光; BBL 模型; 碳水耦合

ABSTRACT

The stomatal behavior plays a crucial role in regulating the coupling of carbon and water cycles in vegetation, directly affecting photosynthesis and water use efficiency. Consequently, it significantly influences plant growth, development, and capacity to adapt to their environment. Exploring the canopy conductance (G_c) of vegetation at a large scale is of paramount importance in comprehending the carbon and water exchange between plants and the atmosphere, as well as elucidating the response and adaptation mechanisms of ecosystems to global change. Currently, most simulation studies of G_c focus on the coupling model of stomatal conductance at the leaf level and photosynthesis. The prerequisite for obtaining accurate G_c is to optimize the photosynthesis model and couple it into the stomatal conductance model. Solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF), as a byproduct of photosynthesis, offers distinctive benefits in the physiological detection of vegetation photosynthesis and prompt identification of various stresses. Therefore, based on the critical role of stomata in regulating the carbon-water coupling process and inherent relationship between SIF and photosynthesis, this study establishes an ecosystem canopy conductance estimation model, G_c -SIF, driven by environmental factors (T_{air} , PAR, VPD, SWC, etc.) and plant physiological characteristics. The model is validated with ground flux observation data and applied to estimate the global canopy conductance for daily time scales from 2019 to 2020, investigating the spatiotemporal characteristics of G_c and the environmental factors affecting it in different drought regions globally. The primary computational processes and findings of this study include:

(1) Construction and verification of G_c -SIF model

This study utilized the reformulated mechanistic light response (rMLR) model based on SIF observations to calculate net photosynthesis rates and coupled it with the Ball Berry-Leuning stomatal conductance model, resulting in the development of the G_c -SIF model. This model estimates ecosystem canopy conductance by taking into account SIF observations and environmental factors. The G_c -SIF model is validated by comparing it with the G_c -EC model obtained from the Penman-Monteith formula and latent heat flux data collected from a fluorescence observation system and an EC flux tower at the Yangling Agricultural Experimental Station. The results showed good consistency between G_c -SIF and G_c -EC at half-hourly and daily time scales, with R^2 values of 0.79 and 0.75, respectively. Moreover, the

response relationships between G_c -SIF and various environmental factors are consistent with other relevant research results, indicating that the G_c -SIF model constructed in this study has high fitting accuracy and can be used for simulating or estimating canopy transpiration.

(2) Simulation and verification of global G_c -SIF

This study introduced remote sensing TROPOMI-SIF data, optimized some parameters, and upscaled the G_c -SIF model to the regional level to simulate global G_c -SIF at a spatial resolution of 5 kilometers for daily time scales from 2019 to 2020. The simulation results showed that G_c -SIF has significant regional differences and seasonal variations and can respond to phenomena such as abnormally high temperatures. The overall spatial distribution pattern shows obvious regional differences and latitudinal gradients corresponding to the global vegetation pattern. The daily average G_c -SIF values globally range from 0 to $0.35 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$, with higher values in the central United States, Western Europe, and northeastern China and lower values in some arid and semi-arid areas. The G_c -SIF model shows a significant increase in most regions of the Northern Hemisphere from spring to summer, followed by a decrease from summer to autumn, and is generally lower in winter. The simulation results were validated using G_c -EC data from 14 FLUX tower sites, which revealed that the regression fitting of G_c -SIF and G_c -EC varied among different vegetation types but exhibited a significant positive correlation ($p < 0.01$). The average R^2 of the linear regression fitting for each site's data is 0.41, and the overall fitting R^2 is 0.54, indicating that the G_c -SIF model used in this study has a good simulation effect on a global scale.

(3) Environmental factors affecting global G_c -SIF

This study divided the world into five zones based on the Aridity Index: Hyper Arid, Arid, Semi-Arid, Dry sub-humid, and Humid, and analyzed the differences in G_c -SIF and their response to environmental factors in different regions. The results showed significant differences in G_c -SIF among different aridity zones globally, with lower average values in drier regions. The response patterns of G_c -SIF to major environmental factors were similar but not identical across different aridity zones. Generally, higher values of air temperature (T_{air}), photosynthetically active radiation (PAR), and vapor pressure deficit (VPD) would increase plant transpiration rate and decrease leaf water potential, resulting in a decrease in G_c -SIF. This phenomenon was more pronounced in Hyper Arid regions, indicating that vegetation in these areas is more susceptible to water stress. The effect of soil water content (SWC) on increasing G_c -SIF had a certain threshold. From the correlation analysis between G_c -SIF and environmental factors at the daily scale from 2019 to 2020, G_c -SIF was positively correlated with T_{air} , PAR, and VPD in regions with sufficient water and suitable for vegetation growth,

while it was negatively correlated in tropical where plants are more vulnerable to heat stress. The seasonal variation of SWC in most regions did not cause significant changes in G_c -SIF. The results of the geographic detector model analysis showed that SWC and its interaction with other environmental factors had a stronger explanatory power for the spatial distribution of G_c -SIF, while the explanatory power of PAR was weaker, indicating that soil moisture limitation was a more important factor affecting the spatial distribution of plant stomatal conductance.

This study introduced the SIF as a probe for plant photosynthesis into the BBL stomatal conductance model, realizing the simulation of ecosystem G_c based on SIF observations. The model's ability to simulate G_c was verified using flux observation SIF and remote sensing SIF at the site and global scales respectively. The study also explored the environmental factors affecting G_c , providing a reference for large-scale evapotranspiration modeling based on remote sensing and is of great significance for evaluating eco-hydrological processes under climate change.

KEY WORDS: Canopy conductance; Solar-induced chlorophyll fluorescence; Ball Berry-Leuning model; Carbon-water coupling

主要符号对照表

符号	中文名称	英文名称	单位
g_s	气孔导度	Stomatal Conductance	$\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
G_c	冠层气孔导度	Canopy Conductance	$\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
SIF	日光诱导叶绿素荧光	Solar-induced Chlorophyll Fluorescence	$\text{mW m}^{-2} \text{nm}^{-1}$
GPP	总初级生产力	Gross Primary Production	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
A_n	净光合速率	Net Assimilation Rate	$\mu\text{mol mol}^{-1}$
C_s	叶表面 CO_2 浓度	CO_2 at the Leaf Surface	$\mu\text{mol mol}^{-1}$
VPD	饱和水汽压差	Vapor Pressure Deficit	kPa
LE	潜热通量	Latent Heat Flux	W m^{-2}
R_n	净辐射	Net Radiation	W m^{-2}
C_i	细胞间 CO_2 浓度	CO_2 at the Intercellular	$\mu\text{mol mol}^{-1}$
Γ^*	叶绿体 CO_2 补偿点	Chloroplastic Compensation Point of CO_2	$\mu\text{mol mol}^{-1}$
R_d	叶片暗呼吸	Dark Respiration	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
V_{cmax}	最大羧化速率	the Maximum Carboxylation Capacity of Rubisco	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
$V_{\text{cmax}25}$	25 °C 时的最大羧化速率	the Maximum Carboxylation Capacity of Rubisco at 25 °C	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
J_{max}	最大电子传递速率	the Maximum Capacity of the Electron Transport Rate	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
T_{air}	空气温度	Air Temperature	°C
PAR	光合有效辐射	Photosynthetically Active Radiation	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
APAR	吸收的光合有效辐射	Absorbed PAR	$\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$
SWC	土壤含水量	Soil Water Content	$\text{m}^3 \text{m}^{-3}$
rMLR	改进的光反应机理模型	Reformulated Mechanistic Light Response Model	
BBL	BBL 气孔导度模型	Ball-Berry-Leuning Model	
P-M	P-M 模型	Penman-Monteith Model	
R^2	决定系数	Coefficient of Determination	
RMSE	均方根误差	Root Mean-Square Error	
rRMSE	相对均方根误差	Relative Root Mean-Squared Error	
r	相关系数	Pearson's Correlation Coefficient	
q	因子解释力	Q-statistic	

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
主要符号对照表.....	VII
第一章 绪论	1
1.1 研究背景、目的与意义.....	1
1.2 国内外研究概况.....	2
1.2.1 气孔导度模型研究.....	2
1.2.2 叶绿素荧光的概念及光合模拟研究.....	5
1.2.3 叶绿素荧光与气孔导度/蒸散发的相关性研究.....	7
1.3 研究的不足及关键科学问题.....	7
1.4 研究内容.....	8
1.5 技术路线与章节安排.....	9
第二章 <i>Gc</i>-SIF 模型构建及模型验证	11
2.1 材料与方法.....	11
2.1.1 rMLR 模型.....	11
2.1.2 构建基于 SIF 观测的冠层气孔导度模型 <i>Gc</i> -SIF.....	12
2.1.3 实测冠层气孔导度的获取.....	15
2.1.4 模型评价方法.....	15
2.2 模型验证.....	16
2.2.1 杨凌站点概况.....	16
2.2.2 站点观测数据.....	17
2.2.3 模型验证结果.....	19
2.2.4 模拟导度对实测环境因子的响应.....	21
2.3 讨论.....	22
2.4 小结.....	23
第三章 全球冠层气孔导度模拟及结果验证	24
3.1 材料与方法.....	24
3.1.1 遥感叶绿素荧光数据.....	24
3.1.2 气象数据.....	24

3.1.3 反射率数据	25
3.1.4 土壤数据	25
3.1.5 数据处理	26
3.2 全球冠层气孔导度的时空分布特征	27
3.3 模拟结果验证	30
3.3.1 FLUX 站点概况	30
3.3.2 FLUX 站点结果验证	31
3.4 讨论	35
3.5 小结	36
第四章 全球冠层气孔导度的环境影响因素	37
4.1 材料与方法	37
4.1.1 干旱指数数据	37
4.1.2 相关性分析	37
4.1.3 地理探测器模型	38
4.2 冠层气孔导度与环境因子的差异和关联	40
4.2.1 不同区域内冠层气孔导度与环境因子的差异	40
4.2.2 不同区域内冠层气孔导度对环境因子的响应	41
4.3 冠层气孔导度的环境因子归因	43
4.3.1 相关性分析	43
4.3.2 解释力分析	46
4.4 讨论	48
4.5 小结	50
第五章 结论与展望	52
5.1 主要结论	52
5.2 论文创新点	52
5.3 不足与展望	53
参考文献	54
致谢	65
个人简历	67

第一章 绪论

1.1 研究背景、目的与意义

气孔是植物叶片与外界环境进行水分和气体交换的主要通道，其利用保卫细胞的开闭作用来实现调节功能，直接影响着植物的蒸腾、光合作用和能量平衡过程（Lin et al. 2015），进而控制着从土壤到冠层的水汽流，调控着区域的水热通量与大气 CO₂ 浓度（Avisar and Pielke 1991; Gentine et al. 2019; Sellers et al. 1997），并影响区域乃至全球尺度的大气环流和气候变化（Collatz et al. 1992; Kelliher et al. 1992）。气孔行为的准确描述是研究不同尺度陆地生态系统与环境之间相互作用和反馈机制的基础，对生态系统碳水循环准确模拟以及陆面系统和大气模式的耦合研究有着重要的意义。

能否准确地描述气孔行为，很大程度上取决于对气孔导度（stomatal conductance, g_s ）的精确估算，气孔导度是指气孔张开的程度，即单位时间内单位叶片面积传导水汽或 CO₂ 的速率（于贵瑞 2010）。冠层气孔导度（canopy conductance, G_c ）将叶片气孔导度推广到整个冠层范围内，其实质上反映了植被气孔状况、冠层结构、空气动力学特性等因素对冠层蒸腾和光合作用的影响（刘文娜等 2017）。作为生态系统尺度上的一个综合指标， G_c 是衡量植物生理驱动机制中碳水耦合和热量平衡的关键（储长树和卢显富 1995）。目前研究中关于 G_c 模拟的方法主要有：（1）Penman-Monteith 公式反推法，利用树干液流法、涡度相关系统等测量植被蒸腾量并通过 Penman-Monteith 公式反推得到 G_c （Kučera et al. 2017）。该方法可获得较为准确的 G_c 数据，但因实验条件限制，难以在区域尺度上进行长期连续的应用；（2）环境因子阶乘模型，多是以 Jarvis 模型（Jarvis 1976）为基础发展的经验模型，原理相对简单，但其参数不具有生理学属性，且存在各种环境因子之间相互作用的可能性；（3）净光合速率模型，包括 Ball-Berry 模型（Ball et al. 1987）等半理论半经验模型，是基于植物气孔导度与净光合速率之间存在线性关系的假设，而实际应用中净光合速率的计算涉及到光合作用模型的参数数量和预测精度，因此获取准确 G_c 的前提即是优化光合模型并将其耦合进气孔导度模型（Liu et al. 2022a）。

日光诱导叶绿素荧光（Solar-induced Chlorophyll Fluorescence, SIF）作为无损监测植被光合作用的理想探针（章钊颖等 2019），已逐渐成为估算植被总初级生产力（Gross Primary Production, GPP）的重要方法（闫雨杏等 2023）。近年来，随着高光谱传感器的发展和荧光探测项目 FLEX（fluorescence explorer）的推进，越来越多的理论和实验研究结果表明，卫星遥感平台探测到的 SIF 信号可以作为监测全球植被光合作用以及估算碳源汇等研究的有效数据源（孙忠秋等 2021）。特别是“哨兵-5”前体对流层

监测仪 (TROPOMI) 观测数据具有更高的空间和时间分辨率, 对全球尺度的 GPP 估算精度优于其他卫星 SIF 数据 (Zhang et al. 2019)。基于 SIF 和 GPP 紧密的物理关系, 近年来 SIF 也被广泛用于估算 G_c 和蒸腾, 并在站点尺度上表现良好 (Lu et al. 2018; Maes et al. 2020; Pagán et al. 2019; Shan et al. 2019)。尽管当前已有研究证实 G_c 和 SIF 之间存在内在联系, 但这些方法依然存在经验关系较强、易受空间异质性影响、尺度提升方法存在较大不确定性等局限性, 目前尚不清楚如何用 SIF 对 G_c 进行机理性建模。

为此, 本研究基于气孔在碳水耦合中发挥着的关键作用和 SIF 与光合作用的内在联系机制, 旨在构建一个基于过程的植被 G_c 估算模型, 并充分利用地面观测和卫星遥感数据, 模拟在环境因子和植物生理特征共同驱动下的植被 G_c , 在全球尺度上研究植被 G_c 的时空变化特征及其在不同区域内的差异和影响因素。本研究的开展将为更准确地计算生态系统尺度上的 G_c , 以及更好地模拟区域蒸腾量和碳吸收量提供可能, 从而有助于更好地理解土壤-植物-大气间的碳水传输过程, 以及全球气候变化背景下陆地生态系统的响应和适应机制 (Pataki et al. 1998; Shan et al. 2019)。

1.2 国内外研究概况

1.2.1 气孔导度模型研究

气孔在调节植物碳-水耦合机制过程中发挥着重要的作用, 气孔的开放程度由光强和保卫细胞间的水分平衡共同决定 (于强 2007), 通过影响细胞间 CO_2 浓度来调节叶绿体内的光合作用和生化过程, 进而调节水分利用效率及能量平衡中感热和潜热的分配比例 (Yu et al. 2001)。气孔导度 g_s 参与植物光合作用和蒸腾作用 (Cowan 1978), 光合作用的模拟通常依靠以 Farquhar 等 (Farquhar et al. 1980) 的光合作用模型为代表的机理模型, 基于植被最大羧化速率 (V_{Cmax})、 CO_2 浓度、温度和光照的观测值推算光合速率; 而植被蒸腾主要依靠 g_s 推算, 可见获取准确的 g_s 对于模拟植物水分利用效率至关重要。需要注意的是, g_s 表示在植物碳同化、呼吸作用、蒸腾作用等气体和水分代谢中叶片气孔行为的一种整体累加效应, 不是单指某个气孔运动的结果 (黄辉 2008)。

冠层气孔导度 G_c 作为生态系统尺度上气孔调控的一个综合指标, 其计算方法综合起来主要分为两种: 一是与 Penman-Monteith 公式相结合, 从植被蒸腾倒推出 G_c ; 二是通过从 g_s 升尺度转换到 G_c 。 g_s 的计算包括直接法和间接法: 直接法是指通过气孔计或光合测量系统测定单叶片 g_s , 这种方法适用条件有限且无法连续观测 (Lorantý et al. 2010); 间接法是通过构建气孔导度模型进行计算, 目前主要包括环境因子阶乘模型 (以 Jarvis 模型为代表) 和净光合速率模型 (以 Ball-Berry 模型为代表)。

1.2.1.1 Jarvis 模型

Jarvis 模型 (Jarvis 1976) 是一种经验模型, 采用多元非线性的方法, 通过假设植物叶片周围不同环境因子对 g_s 的影响是相对独立的, 从而构建出的一个典型阶乘函数

模型，并被广泛应用于陆面蒸散发过程和生物地球化学循环等领域的研究（Cox et al. 1998; Hanan and Prince 1997; McMurtrie et al. 1992）。模型的具体形式为：

$$g_s = f(R_s)f(T_a)f(C_a)f(VPD)f(\phi) \quad (1-1)$$

式中： $f(R_s)$ 表示太阳辐射限制， $f(T_a)$ 表示温度限制， $f(C_a)$ 表示 CO_2 浓度限制， $f(VPD)$ 表示饱和水汽压差（VPD）水分亏缺限制， $f(\phi)$ 表示土壤水势限制。

作为目前应用最为广泛的气孔导度模型之一，众多研究者针对 Jarvis 模型参数进行了深入的研究。White 等（1999）对 Jarvis 模型气孔胁迫的类型与方式进行了优化，提出：

$$g_s = g_{s \max} f(R_s)f(T_a)f(VPD) \quad (1-2)$$

即在适当的条件下，实际 g_s 可以通过最大导度（ $g_{s \max}$ ）和调整太阳辐射、温度和饱和水汽压差的校正系数得到。

Noe 和 Giersch（2004）在此基础上又提出：

$$g_s = g_{s \max} \min[f(R_s)f(T_a)f(VPD)] \quad (1-3)$$

Jarvis 类模型可以在不同的环境条件下套入不同的函数表达式，形式简单，使用灵活，能够反映 g_s 对不同环境的响应，被广泛应用于过程模型的子模型（Chen et al. 1999; Liu et al. 1999）和蒸散发模型（Bai et al. 2018; Mu et al. 2007; Mu et al. 2011; Zhang et al. 2011）中。但该模型是一个经验模型，参数的确定主要依靠经验估计，大多没有实际的生理学意义，且随着参数的增多，模型的复杂程度也在增加，参数之间的协同作用无法进一步解释，受地域和植被类型差异的影响也增加了模型应用的困难（Bai et al. 2018; 范嘉智等 2016）。

1.2.1.2 Ball-Berry 模型/Ball-Berry-Leuning 模型

根据 g_s 与植物光合作用之间的相关关系，Ball 等（1987）基于一系列叶片尺度的气体交换观测试验，利用统计分析，提出了 Ball-Berry 模型：

$$g_s = g_0 + m \frac{A_n \times h_s}{C_s} \quad (1-4)$$

式中： A_n 表示净光合速率， h_s 表示大气相对湿度， C_s 表示叶片表层 CO_2 浓度， m 和 g_0 为经验参数。表示当大气湿度和叶表面 CO_2 浓度不变时， g_s 与光合速率之间存在明确的线性关系。

根据以往的研究，当环境中 CO_2 浓度过低时，净光合速率将趋于 0（黄辉 2008），故 Leuning（1990）在 Ball-Berry 模型的基础上加入了暗呼吸时 CO_2 补偿点作为参数，从而考虑了模型在低 CO_2 浓度下的适用性。之后 Leuning（1995）又使用大气饱和水汽压差 VPD 来代替大气相对湿度 h_s ，以便更好的驱动蒸腾作用。修正后的模型通常被称为 Ball-Berry-Leuning 模型（BBL 模型）：

$$g_s = g_0 + m \frac{A_n}{(C_s - \Gamma) \times (1 + VPD / D_0)} \quad (1-5)$$

式中： Γ 表示 CO_2 补偿点， D_0 是反映气孔对水汽压差响应特征的参数，决定了 g_s 对大气湿度响应曲线的斜率（Yu et al. 2004）。

土壤水分有效性对 g_s 的影响也很显著，研究表明水分胁迫状态下 g_s 与净光合速率之间的响应关系和函数斜率均有所变化（Bonan et al. 2014; Misson et al. 2004）。因此，Wang 和 Leuning（1998）在 BBL 模型中加入了土壤含水量的胁迫项：

$$g_s = g_0 + a \frac{A_n \times f_w}{C_s \times (1 + VPD / D_0)} \quad (1-6)$$

式中： f_w 表示与土壤含水量相关的水分有效性函数（Ju et al. 2006）， a 为经验参数。

BBL 模型形式简单，易于理解，相比于 Jarvis 模型，其包含了更多关于气孔对环境因素的生理响应机制，因此很多学者做了大量关于 BBL 模型与光合模型的耦合研究。Collatz 等（1992）开发了一个量化 C4 植物叶片净光合速率和蒸腾作用的模型（FvCB），并将其用于叶片光合作用对光照强度、叶片温度、 CO_2 浓度和相对湿度等环境因素的响应评价。Yu 等（Yu et al. 2001; Yu et al. 2003）开发了一个可用于 C3 和 C4 不同植被类型的气孔导度-光合作用耦合模型（SMPT-SB），该模型可以进行光合作用和蒸腾作用的模拟，还可以用于植被水分利用效率的评价。此外，BBL 模型被广泛应用于大尺度陆面模型如 BEPS 模型（Chen et al. 1999; Liu et al. 1999）和 CABLE 模型（Kowalczyk et al. 2006）中，但在应用时必然要涉及到光合作用模型，因此 BBL 模型与光合模型的耦合将成为下一步研究的重点。

1.2.1.3 冠层蒸腾与 Penman-Monteith 公式结合模型

Penman-Monteith (P-M) 公式的提出是蒸散发研究历程中一个里程碑。基于空气动力学理论和能量平衡原理, Penman (1948) 推导出自由水面蒸发经验公式, 并在英国洛桑实验站设计多组对照实验对公式进行了验证。Monteith (1965) 在 Penman 公式的基础上引入冠层阻抗的概念, 提出了 P-M 公式:

$$LE = \frac{\Delta \times (R_n - G) + \rho \times C_p \times VPD / r_a}{\Delta + \gamma \times (1 + r_c / r_a)} \quad (1-7)$$

式中: LE 表示潜热通量, Δ 表示饱和水汽压与温度曲线的斜率关系, R_n 为净辐射, G 为地表热通量, ρ 为空气密度, C_p 为空气比热容, r_a 为空气动力学阻抗, r_c 为冠层阻抗, 可表示为冠层气孔导度 (G_c) 的倒数:

$$r_c = 1 / G_c \quad (1-8)$$

P-M 公式完美地耦合了蒸散发的植被生理限制和物理限制 (Monteith and Unsworth 2013), 且每一个参数都有实际的物理意义或生理学意义, 成为蒸散发研究中变化形式最多且应用最广的方法 (焦醒等 2010)。对 P-M 公式变形并结合实测的冠层蒸腾量、潜热通量以及其他相关变量即可求得 G_c , 已被广泛用于探讨 G_c 的准确性等研究中 (Dengel and Grace 2010; Li et al. 2019; Medlyn et al. 2017; Shan et al. 2019)。

1.2.2 叶绿素荧光的概念及光合模拟研究

植物在进行光合作用的过程中, 叶片吸收的光能一部分在叶绿体光系统 II (PhotoSystem II, PSII) 中进行光合作用, 一部分会以热耗散的形式损失 (nonphotochemical quenching, NPQ), 剩余部分 (0.5%-2%) 则会以荧光的形式被叶绿素分子重新释放 (Krause and Weis 1991)。此类荧光现象是叶绿素分子在吸收光能量子之后, 将电子从稳态激发到激发态, 而处于激发态的叶绿素分子因其不稳定的特性在退激发回到稳态的时候, 会释放出部分光量子, 即叶绿素荧光。叶绿素荧光虽然能量很弱, 但其变化与植物内部光合生理过程密切相关, 因此叶绿素荧光被认为是植被光合作用实际功能状态的指针。探测自然条件下的叶绿素荧光特性对模拟植被光合作用 GPP (Damm et al. 2010; Frankenberg et al. 2011)、研究植物受胁迫程度及病理状态 (刘新杰和刘良云 2013) 等方面有着十分重要的意义, 并在监测和评价大规模的生态系统环境变化研究中发挥着越来越重要的作用。此外, 叶绿素荧光还可用于种植业、林业、园艺等领域的研究和实践, 如优化作物的光合作用效率、提高农作物产量、改善果

树品质等。随着叶绿素荧光技术的不断发展和改进，其应用范围和深度将不断扩展。

叶绿素荧光的探测方法分为主动和被动两种，主动荧光多是人为制造饱和脉冲光来刺激叶片，并探测其激发的荧光信号，一般采用基于荧光动力学理论的脉冲振幅调制技术（Pulse-Amplitude Modulation, PAM）来实现。此方法具有不受外部光照条件影响的优点，被广泛应用于植物生理学研究（王冉等 2012）。但却通常局限于植物叶片点尺度观测（Porcar-Castell et al. 2014），且可能对植物造成伤害（张永江等 2009），不太适合大尺度荧光探测。被动荧光的探测以自然光照为诱导光源，其捕捉的信号即为日光诱导叶绿素荧光 SIF，波长约为 650~800 nm，在红光（685~690 nm）和近红外（730~740 nm）波段有两个明显的波峰（Mohammed et al. 2019）。被动荧光的探测在点尺度、生态系统和全球尺度上主要通过塔载、机载和星载高光谱仪的方式，用于开展生态系统尺度植被生理活动的大范围无损监测（章钊颖等 2019）。

近年来，得益于遥感技术的快速发展，GOSAT（Frankenberg et al. 2011）、GOME-2（Joiner et al. 2013）、OCO-2（Frankenberg et al. 2014）、TanSat（Du et al. 2018）和 TROPOMI（Köhler et al. 2018）等卫星反演的全球 SIF 数据已经可以获取并被广泛使用。相比于传统的植被“绿度”指数如 NDVI 等需要通过辅助的气象数据来模拟植被光合和生产力，遥感反演的 SIF 能够提供对区域光合作用的直接观测，在叶片（Yang et al. 2017）、植株（Damm et al. 2010; Rossini et al. 2010）、冠层（Zarco-Tejada et al. 2013）和生态系统（Guanter et al. 2012）尺度上的研究均表明 SIF 与 GPP 有着密切的相关性，从而提供了一种更为直接的遥感手段来模拟 GPP（Magney et al. 2020; Smith et al. 2018; Sun et al. 2018）。Frankenberg 等（2011）通过比较 GOSAT 卫星反演的 SIF 数据与使用多种方法模拟的 GPP，发现 SIF 数据与 GPP 之间存在高度线性相关。Guanter 等（2014）在光能利用率的框架下首次解释了 SIF 与 GPP 的线性关系，并基于 GOME-2 SIF 数据模拟了全球尺度上最大的作物带生产力。然而 SIF-GPP 的关系会受到多种因子的影响，Lee 等（2015）研究发现 SIF 和 GPP 的变化速率在胁迫或低光照条件下呈现出不一致的现象，指出 SIF 和 GPP 并不是完全严格的线性关系，基于线性关系的模拟可能会高估胁迫区域的 GPP。Zhang 等（2016）在全面分析了不同时空尺度上 SIF 与 GPP 的关系后，表明叶片尺度瞬时状态下 SIF 与 GPP 为非线性关系，而冠层日尺度和季节尺度上 SIF 与 GPP 为线性关系，两者之间的关系受到叶片吸收的光合有效辐射通量（Absorbed Photosynthetically Active Radiation, APAR）的主要影响。Guan 等（2016）指出 SIF 与光合作用中的电子传递速率 J 有关，并通过 J 构建了 SIF 与 GPP 的非线性关系。近年来，Gu 等（2019）基于光合作用光反应阶段，针对 C3 和 C4 植物不同的光合途径，从机理上将 SIF 与光合作用联系起来，构建了机理光响应模型（Mechanistic Light Response, MLR），该模型通过电子传递速率建立了一组耦合的基本方程来描述 SIF 与 GPP 的关系。之后，Liu 等（2022b）将 MLR 模型中不易获取的参数替换为冠层

尺度上环境条件的函数，优化发展出了改进 MLR 模型 (rMLR)，为在区域乃至全球尺度上基于冠层顶部的观测 SIF 直接计算 GPP 的应用创造了条件。

1.2.3 叶绿素荧光与气孔导度/蒸散发的相关性研究

植物蒸腾作用与光合作用通过气孔紧密耦合在一起 (Gentine et al. 2019)，SIF 作为监测植被光合作用的有效指针，近年来在一系列的研究中被证实了作为 G_c 及冠层蒸腾指针的潜力。Lu 等 (2018) 发现在温带森林冠层中，近红外波段 (720 nm, 740 nm 和 760 nm) 的 SIF 组合比单波段 SIF 对蒸腾更敏感，且 SIF 与蒸腾之间的关系不存在昼夜变化。He 等 (2019) 发现基于 GOME-2 SIF 监测到的美国北部平原 2017 年的夏季干旱和蒸散发呈现高度相似的空间变化。Pagán 等 (2019) 发现 SIF/PAR 的比值能够捕捉环境胁迫对蒸腾的影响。Maes 等 (2020) 证实了全球 FLUXNET 站点通量观测分离的蒸腾与 GOME-2/OCO-2 SIF 之间存在较强的相关性 ($r=0.76$)。

当前利用 SIF 估算 G_c /蒸腾仍处于探索阶段，目前已有的研究主要可以分为经验方法和基于过程的方法两类。经验方法通过假设 SIF 是调节 G_c /蒸腾的所有因素的指针，将 SIF 与统计模型直接联系起来 (Lu et al. 2018; Maes et al. 2020; Shan et al. 2019)：Shan 等 (2019) 发现 G_c 和 SIF 在昼夜和季节变化上呈现相似的模式，并在 SIF 和 G_c 之间建立了线性关系来模拟冠层蒸腾，结果表明地面实测和遥感反演的 SIF 均能很好地模拟不同植被类型的 G_c ($R^2 > 0.5$)。基于过程的方法则是通过如 P-M 公式等经验关系推导将 SIF 和 G_c /蒸腾联系起来：Shan 等 (2021) 结合最优气孔模型和 SIF 与 $G_c \cdot VPD^{0.5}$ 之间的强相关关系推导出基于 SIF 的 G_c 模型，并表明基于 SIF 的半机理模型在森林、农田和草地的蒸腾模拟方面比简单的线性模型具有更强的预测能力。此外，Feng 等 (2021) 分别基于碳水耦合框架的水分利用效率 (WUE) 理论和耦合进气孔导度的 SIF-GPP 机理模型，推导出两种通过 SIF 估算冠层蒸腾的机理方法，模型在半小时尺度和日尺度上都表现出良好的性能。Zhou 等 (2022) 基于 Fick 定律和最优气孔行为推导出一个耦合 GPP 的双源蒸散发模型，进一步结合 SIF 和气象数据模拟了五种生态类型的蒸散发。

尽管基于 SIF 的 G_c 模拟已经取得了部分进展，然而这些方法还存在以下局限性：(1) 基于 SIF 观测的估算多存在经验相关性，缺乏对 G_c 动力学机理的认知；(2) 基于涡度协方差 (EC) 通量数据建立的 SIF 与 G_c 的统计学关系，在不同生态系统中应用时存在空间异质性的影响 (Desai 2010)；(3) 由数据驱动估算的区域 G_c 在尺度提升方法上也可能存在一定的不确定性 (Xiao et al. 2014)。

1.3 研究的不足及关键科学问题

气孔作为植物与外界环境进行物质交换的主要窗口，是连接生态系统碳循环和水

循环的真正纽带，这使得气孔导度成为了植物碳水耦合过程中重要的调节因素。但现有的气孔导度测量仪器只能测定植被单叶片气孔导度，无法对冠层气孔导度进行测定。在站点尺度上，可以通过测量潜热通量并基于 P-M 公式反推得到 G_c ，但在生态系统大区域尺度上则很难准确估算出 G_c 。近年来众多学者对气孔导度模型进行了大量的研究，基于植物生理特征的研究已经证明光合作用速率通常与气孔导度呈显著正相关关系。但在实际应用过程中，由于叶片气孔导度的复杂性以及植被复杂冠层结构下真实净光合速率的获取程度较难，导致区域尺度 G_c 的模拟结果往往存在精度不高的问题。

总的来看，想要获得准确的 G_c ，首先需要对植被光合模型进行优化。SIF 作为表征植被生理活动的新型遥感观测变量，与植被光合作用 GPP 有着十分密切的联系，且近年来的研究也证实了将 SIF 用于估算 G_c 的潜力。但由于 SIF-GPP 的关系会受到多种因素的影响，如何在区域乃至生态系统大尺度上，通过观测到的 SIF 计算得到准确的 GPP，并将其耦合进气孔导度模型用以构建基于植物生理驱动机制的 G_c 模型，是一个值得思索且亟待解决的问题，对生态系统碳水耦合的深入研究以及蒸散发反演精度的提升有着重要意义。

1.4 研究内容

本研究基于气孔在碳水耦合中发挥着的关键作用和 SIF 与自然条件下植物光合作用密切相关的生理特性，在改进光反应机理 rMLR 模型的基础上，构建了一个由冠层顶部观测到的 SIF 信号估算生态系统冠层气孔导度的机理模型 G_c -SIF，通过地面通量观测数据对模型进行可靠性验证，并将模型应用于全球 2019~2020 年日尺度的 G_c 模拟，探讨植被 G_c 的时空变化特征及全球不同区域内 G_c 的影响因素。具体研究内容如下：

(1) G_c -SIF 模型构建及模型验证：基于改进光反应机理 rMLR 模型，将 SIF 观测数据通过电子传递速率 J 计算得到的净光合速率 A_n 代入 BBL 气孔导度模型与之耦合，构建冠层气孔导度模型 G_c -SIF。并以中国杨凌农业试验站的半小时潜热通量数据通过 P-M 公式反推得到的 G_c -EC 为基准，评估 G_c -SIF 模型基于荧光观测系统的 SIF 观测数据模拟植被 G_c 的性能。

(2) 全球冠层气孔导度模拟及结果验证：使用卫星遥感数据将 G_c -SIF 模型应用于全球 2019~2020 年日尺度的 G_c 估算，探讨全球植被 G_c -SIF 的时空分布特征，并与全球五种生态系统 14 个通量站点的近地面观测数据进行对比，分别验证 G_c -SIF 模型的可行性和模拟数据的准确性。

(3) 全球冠层气孔导度的环境影响因素：依据干旱指数 AI 将全球划分为极端干旱区、干旱区、半干旱区、干旱亚湿润区和湿润区，探究全球不同干旱分区内植被 G_c -SIF 的差异及对环境因子（温度、光合有效辐射、饱和水汽压差和土壤含水量）的响应关系，并从时间序列上分析 G_c -SIF 与环境因子的相关关系，从空间分布上通过地理探

测器模型分析环境因子对 G_c -SIF 的解释程度。

1.5 技术路线与章节安排

本研究的总体技术路线图如图 1-1 所示, 根据总体技术路线和研究内容, 分为五章进行研究和讨论。

第一章是绪论部分。介绍本研究的背景、目的和意义, 并通过归纳分析国内外研究概况及其进一步研究方向, 阐述本论文的研究内容和研究方案。

第二章是构建基于 SIF 观测值估算植被冠层气孔导度的 G_c -SIF 模型, 并在杨凌站点使用地面观测数据对模型方法进行验证。

第三章是将 G_c -SIF 模型升尺度到全球, 使用卫星遥感数据将模型应用于全球 2019~2020 年日尺度的 G_c , 并在 14 个 FLUX 站点对模型模拟的结果进行验证, 分析全球植被 G_c -SIF 的时空变化。

第四章是探究不同干旱分区内植被 G_c -SIF 的差异及对环境因子的响应关系, 并从时间序列上分析 G_c -SIF 与环境因子的相关关系, 从空间分布上通过地理探测器模型分析环境因子对 G_c -SIF 的解释力程度。

第五章是当前研究结论与未来展望。总结了本研究的研究内容、主要结论以及理论创新点, 并提出下一阶段需要研究和改进的问题。

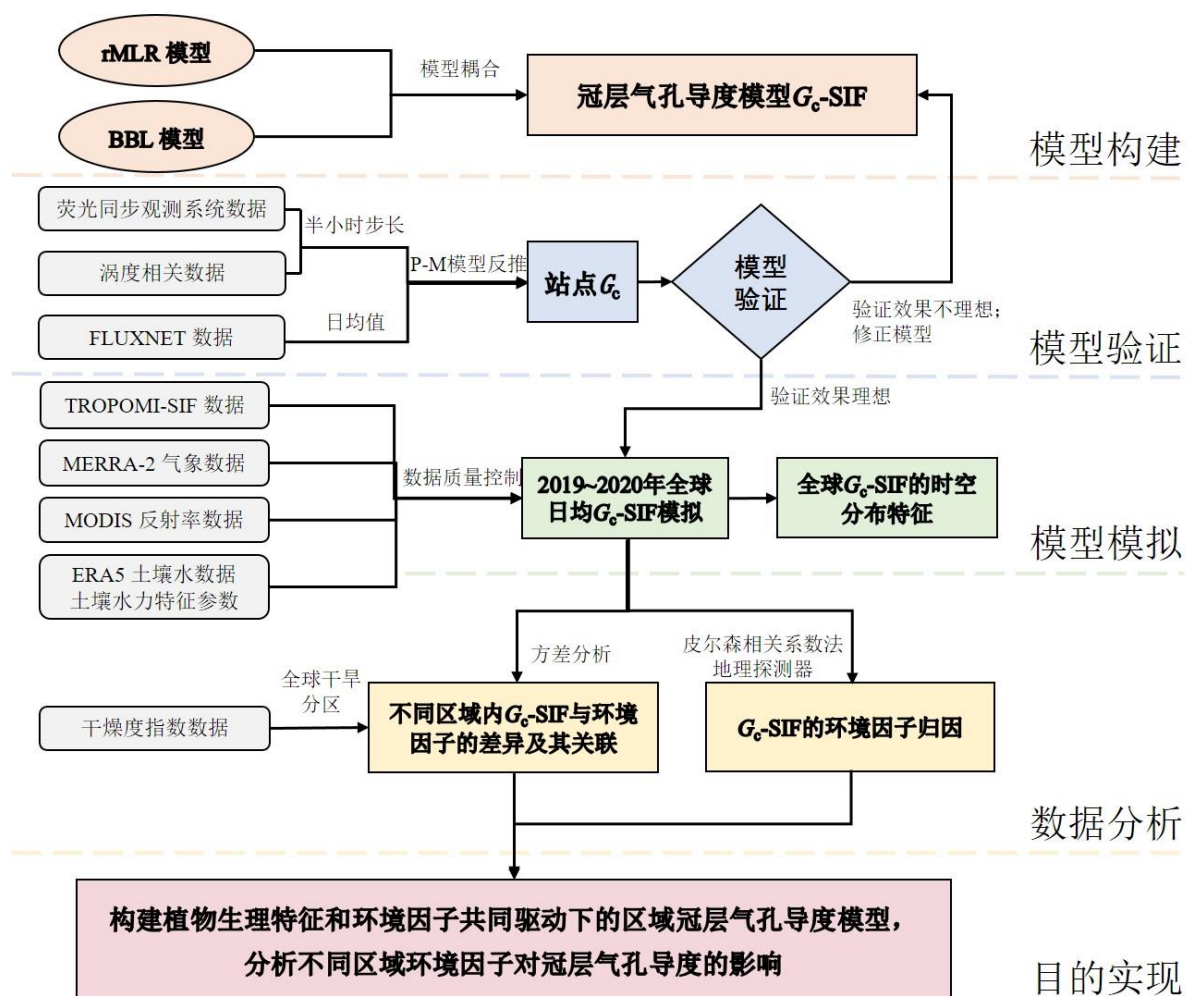


图 1-1 总体技术路线图

Figure 1-1 Overview technique route sketch

第二章 G_c-SIF 模型构建及模型验证

考虑到日光诱导叶绿素荧光 SIF 与植被光合作用的密切联系及其存在着估算 G_c 的潜力, 本章的主要目的是将 SIF 与光合作用机理性表达的 rMLR 模型与 BBL 气孔导度模型相耦合, 构建直接通过 SIF 观测值模拟冠层气孔导度的模型 G_c-SIF。并基于杨凌站点通量观测数据将模拟冠层气孔导度 G_c-SIF 与实测冠层气孔导度 G_c-EC 进行对比验证, 从而对 G_c-SIF 模型的性能加以评估。

2.1 材料与方法

2.1.1 rMLR 模型

rMLR 模型 (Liu et al. 2022b) 是由 MLR 模型 (Gu et al. 2019) 优化改进而来, 从机理上将荧光发射与 C3 和 C4 植物的光合作用联系起来, 可根据卫星观测的冠层顶部单波段荧光来直接估算植被光合。rMLR 模型表明, 在冠层或生态系统尺度上, C3 和 C4 物种的净光合速率 A_n 可通过机理性方程表示:

$$A_n = \begin{cases} \frac{C_i - \Gamma^*}{4C_i + 8\Gamma^*} \times \frac{\Phi_P \times (1 + \text{NPQ}) \times (1 + K_{\text{DF}}) \times \text{SIF}_{\text{TOC_FULL_PSII}}}{(1 - \Phi_P) \times f_{\text{esc_P-C}}} - R_d & \text{C3} \\ \frac{1 - \zeta}{3} \times \frac{\Phi_P \times (1 + \text{NPQ}) \times (1 + K_{\text{DF}}) \times \text{SIF}_{\text{TOC_FULL_PSII}}}{(1 - \Phi_P) \times f_{\text{esc_P-C}}} - R_d & \text{C4} \end{cases} \quad (2-1)$$

其中 C_i 表示细胞间 CO₂ 浓度 (μbar or $\mu\text{mol mol}^{-1}$, 具体计算见公式 2-10); Γ^* 表示叶绿体的 CO₂ 补偿点 (μbar , 具体计算见公式 2-8) (Gu et al. 2019; Long and Bernacchi 2003); Φ_P 表示 PSII 的量子产率; NPQ 表示非光化学淬灭; K_{DF} 表示 PSII 中暗适应热耗散的速率常数和荧光速率常数之间的比率, 通过实验设定其值为 9.0 (Liu et al. 2022b); $\text{SIF}_{\text{TOC_FULL_PSII}}$ 表示从 PSII 发出的冠层顶部 (TOC) 宽带 (640-850 nm) SIF ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$); $f_{\text{esc_P-C}}$ 表示 SIF 光子从叶片内部 PSII 光反应逃逸到树冠顶部的概率; ζ 表示叶肉和分配给叶肉束鞘的总电子传输的分数, 设定为 0.4 (Von Caemmerer 2000); R_d 表示白天叶片的暗呼吸 (具体计算见公式 2-6)。

rMLR 模型用 Φ_P 和 NPQ 两个参数替换了原始 MLR 模型 (Gu et al. 2019) 中开放 PSII 反应中心分数 (q_L) 和 PSII 的最大量子产率 (Φ_{Pmax}) 两个参数来重新表述方程。由于 Φ_P 和 NPQ 均可以被描述为空气温度 (T_{air} , °C) 和 PAR 的函数 (Bacour et al. 2019), 相比 q_L 和 Φ_{Pmax} 更易获取。 $\text{SIF}_{\text{TOC_FULL_PSII}}$ 由冠层顶部 SIF (Top-of-canopy, TOC SIF)

观测值转换而来,需要三个主要步骤:(1)首先需要分离 PSII 在 760 nm 波长处对 TOC SIF 的贡献 ($SIF_{TOC_760_PSII}$, $mW m^{-2} nm^{-1} sr^{-1}$) (Bacour et al. 2019), 此处使用 T_{air} 和 PAR 进行参数化;(2)将定向 $SIF_{TOC_760_PSII}$ 从冠层水平降尺度到光系统水平,即 $SIF_{TOT_760_PSII}$ ($mW m^{-2} nm^{-1}$), 方法是除以 760 nm 处的冠层 SIF 逃逸系数 (f_{esc_P-C}) 并在半球空间上积分。 f_{esc_P-C} 是由叶片生理和叶片结构特性、冠层结构和太阳-传感器观测角度差异决定,可以用近红外植被指数 (NIR_V) 和光合有效辐射吸收分数 (f_{APAR}) 计算 (Liu et al. 2022b); (3)在少数离散的窄波谱 $SIF_{TOT_760_PSII}$ 反演中重建全波谱 $SIF_{TOT_FULL_PSII}$ (Zhao et al. 2014), 需要使用土壤-冠层光合作用和能量观测 (SCOPE) 模型生成大量 SIF 波谱 (训练数据集), 假定涵盖了实践中所有可能的场景, 再使用奇异向量分解技术 (SVD) 从该训练数据集中提取三个或更多基谱, 将这些基谱的线性组合重建为完整的 SIF 波谱, 并通过匹配的 SIF 检索确定它们的系数。

2.1.2 构建基于 SIF 观测的冠层气孔导度模型 G_c -SIF

本研究通过 C_i 的迭代计算将 rMLR 模型与冠层气孔导度模型耦合起来, 基于 rMLR 模型通过 SIF 观测值计算冠层净光合 A_n , 并将此 A_n 代入改进后的 BBL 模型 (Wang and Leuning 1998) 用于冠层气孔导度 G_c 的模拟:

$$G_c = G_0 + a \frac{A_n \times f_w}{C_s \times (1 + VPD / D_0)} \quad (2-2)$$

本研究理论基础基于大叶模型框架, 即通常认为冠层是由叶片随机排列的结果, 式中 G_c 可以理解为一个有代表性的大叶片的气孔导度; G_0 表示误差导度, 设定为 $0.01 mol m^{-2} s^{-1}$; a 和 D_0 分别设定为 8.0 和 1.5 的经验参数 (Arain et al. 2002; Wang and Leuning 1998); VPD (kPa) 表示叶片表面的饱和水汽压差; A_n ($\mu mol mol^{-1}$) 是通过 rMLR 模型计算得到的净光合速率 (公式 2-1); f_w 表示植物水分有效性函数, 由土壤上层 100 cm 处的田间持水量 θ_t 、萎蔫系数 θ_w 以及实测土壤含水量 θ 模拟 (Dai et al. 2019), 反映了土壤水分供给对气孔导度的影响:

$$f_w = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \theta \leq \theta_w \\ \frac{\theta - \theta_w}{\theta_t - \theta_w} & \theta_w < \theta < \theta_t \\ 1 & \theta > \theta_t \end{array} \right\} \quad (2-3)$$

C_s ($\mu mol mol^{-1}$) 表示叶表面 CO_2 浓度, 设定为细胞间 CO_2 浓度 (C_i , $\mu mol mol^{-1}$) 的 8/7 倍, C_i 的计算采用如图 2-1 所示的迭代过程:

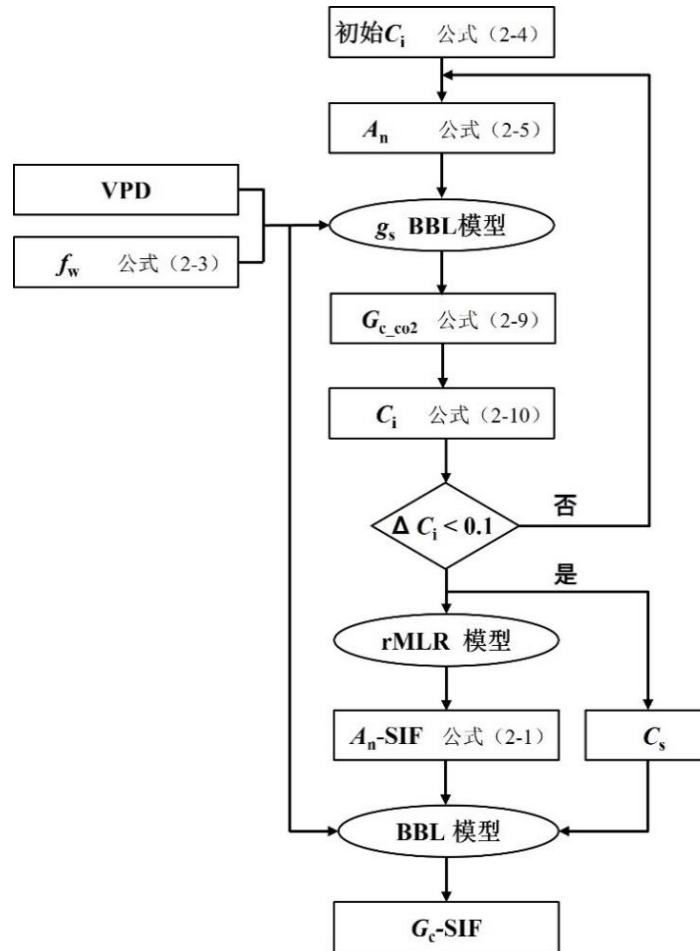


图 2-1 基于 SIF 的冠层气孔导度模型总体流程图

Figure 2-1 Overview flowchart of the SIF-based canopy stomatal conductance model.

(1) 初始 C_i 计算为 C_a 的常数分数:

$$C_i = 0.7 \times C_a \quad (2-4)$$

式中: C_a ($\mu\text{mol mol}^{-1}$) 表示环境空气 CO_2 分压; 0.7 表示 C_i 与 C_a 的恒定比值 (Wu et al. 2019)。

(2) 使用初始 C_i 估计初始 A_n :

$$A_n = \min(A_c, A_j) - R_d \quad (2-5)$$

式中: A_c 和 A_j 分别表示受 Rubisco 限制和 RuBP 限制的总光合速率 (Yin and Striik 2009), A_c 是由 Rubisco 在 25°C 时的最大羧化速率 ($V_{\text{Cmax}25}$, $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)、 C_i 和 I^* 决定, A_j 是由 APAR ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)、电子传递速率的最大能力 (J_{max} , $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)、 C_i 和 I^* 决定。 J_{max} 则通过 T_{air} 和 25°C 时的 J_{max} 计算 ($J_{\text{max}25}$, $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) (June et al.

2004)，C3 物种的 $J_{\max 25}/V_{\max 25}$ 比值与 T_{air} 线性相关，斜率和截距分别为 0.035 和 2.59（Bacour et al. 2019; Kattge and Knorr 2007）。 R_d 表示白天叶片的暗呼吸，计算公式为（Collatz et al. 1991）：

$$R_d = 0.015V_{\text{Cmax}} \quad (2-6)$$

式中： V_{Cmax} 表示最大羧化速率（ $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ ），计算公式为（Yin and Struik 2009）：

$$V_{\text{Cmax}} = V_{\text{Cmax}25} \times \exp \left[\frac{E \times (T_{\text{air}} + 273)}{298 \times R_{\text{gas}} \times (T_{\text{air}} + 273)} \right] \quad (2-7)$$

式中： $V_{\text{Cmax}25}$ 表示作物在 25°C 时的最大羧化速率（ $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ ），其值随植被类型不同而改变（Bacour et al. 2019）（具体数值见表 2-3）； T_{air} （°C）表示叶片温度； E 表示活化能，定义为相关参数对温度的响应性，设定为 65330（ J mol^{-1} ）； R_{gas} 为气体摩尔常数（ $8.3143 \text{ m}^3 \text{ Pa mol}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ）。

Γ^* 的计算公式为（Katul et al. 2010; Liu et al. 2017）：

$$\Gamma^* = 36.9 + 1.18 \times (T_{\text{air}} - 25) + 0.036 \times (T_{\text{air}} - 25)^2 \quad (2-8)$$

（3）通过改进后的 BBL 模型（公式 2-2）计算冠层气孔导度，再将其转化为 CO_2 的气孔导度（ $G_{\text{c_CO}_2}$ ， $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ ）（Wang and Leuning 1998）：

$$G_{\text{c_co}_2} = 0.64 \times G_{\text{c}} \quad (2-9)$$

式中：常数 0.64 是 CO_2 分子扩散系数与水分子扩散系数之比（Ju et al. 2006）。

（4）基于 CO_2 分子扩散模型计算新的 C_i 值（Ju et al. 2006）：

$$C_i = C_a - \frac{A_n}{G_{\text{c_co}_2}} \quad (2-10)$$

（5）迭代（公式 2-4）至（公式 2-10）直到当两个连续迭代之间的 C_i 差小于 0.1 ppm 时结束（图 2-1）。最后一次迭代的 C_i （公式 2-10）用于 rMLR 模型（公式 2-1）计算 A_n ， C_i 乘 8/7 得到 C_s 再代入改进后的 BBL 模型（公式 2-2）计算 G_{c} 的最终值。

2.1.3 实测冠层气孔导度的获取

由于 G_c 难以用仪器进行直接测量，通常的做法根据“大叶”模型原理，把植被冠层视作一个有代表性的大叶片，忽略土壤蒸发（黄辉等 2007），将通过 P-M 模型（公式 1-7）和站点实测潜热通量反推得到的表面导度近似为 G_c （Dengel and Grace 2010; Shan et al. 2019）：

$$G_c = \frac{\gamma \times LE}{\Delta \times (R_n - G) \times r_a - (\Delta + \gamma) \times LE \times r_a + \rho \times C_p \times VPD} \quad (2-11)$$

式中： γ ($\approx 0.067 \text{ kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$) 是一个湿度常数； LE (W m^{-2}) 表示潜热通量； Δ ($\approx 0.155 \text{ kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$) 是饱和水汽压与空气温度变化的斜率； R_n (W m^{-2}) 表示净辐射； G (W m^{-2}) 表示土壤热通量，在日或季节尺度上趋近于零（Shan et al. 2021）； r_a (s m^{-1}) 表示空气动力学阻抗，是风速和植被高度的函数（Monteith 和 Unsworth, 2007）； ρ ($\approx 1.2 \text{ kg m}^{-3}$) 表示空气密度； C_p ($\approx 1013 \text{ J kg}^{-1} ^\circ\text{C}^{-1}$) 表示恒定压力下空气的比热容； VPD 为饱和水汽压差 (kPa)，可由观测到的气温 (T_{air} , $^\circ\text{C}$) 和相对湿度 (RH) 计算（Liu et al. 2022a）：

$$VPD = 0.618 \times \exp\left(\frac{17.27 \times T_{\text{air}}}{T_{\text{air}} + 237.3}\right) \times (1 - RH) \quad (2-12)$$

2.1.4 模型评价方法

本研究使用斜率 (slope)、截距 (intercept)、决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和相对均方根误差 (rRMSE) 等指标作为模型模拟效果的评价标准：

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^N (sim_i - \overline{sim}) \times (obs_i - \overline{obs})\right]^2}{\sum_{i=1}^N (sim_i - \overline{sim})^2 \times \sum_{i=1}^N (obs_i - \overline{obs})^2} \quad (2-13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (sim_i - obs_i)^2}{N}} \quad (2-14)$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\overline{obs}} \quad (2-15)$$

式中： sim 表示模型模拟值； obs 表示通量站点实测值； i 表示时间序列中的第 i 个时间点； N 表示样本容量。

2.2 模型验证

2.2.1 杨凌站点概况

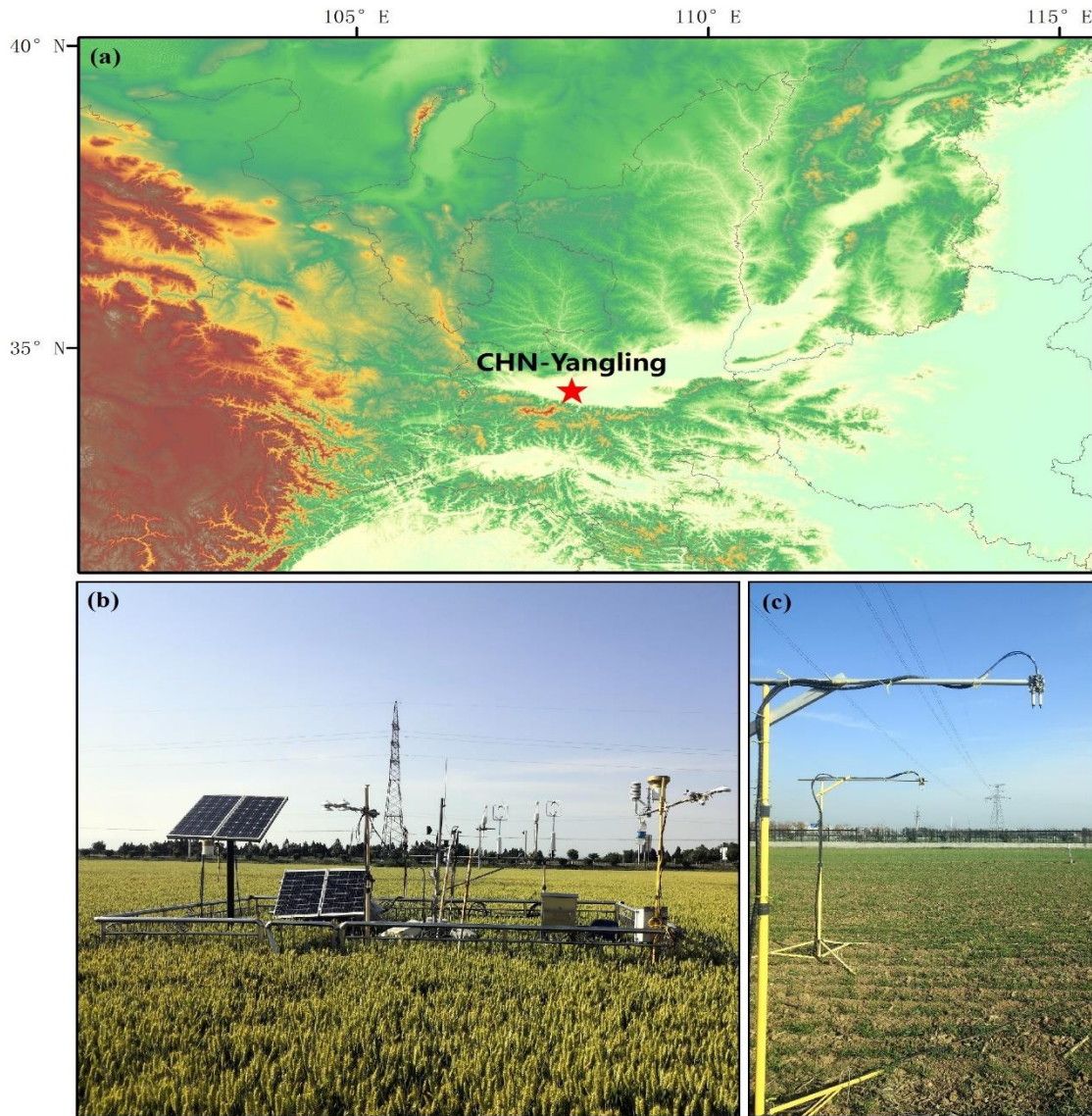


图 2-2 杨凌站点的 (a) 地理位置信息; (b) EC 系统; (c) SIF 观测系统

Figure 2-2. The Yangling study site. (a) Location information; (b) Eddy covariance measurement system; (c) SIF measurement system.

本研究在杨凌实验农业站 (108°04'E, 34°17'N) 进行了自动化光谱、EC 通量和气象数据的测量。杨凌地处中国西北部 (图 2-2 a), 属半干旱半湿润气候, 年平均降水量为 630 mm, 年平均气温为 12.9 °C (Yu et al. 2016)。实验站内地形平坦, 土壤为粉质黏壤土, 容重为 1.35 g cm⁻³, 田间持水量为 0.42 m³ m⁻³, 长期萎蔫点为 0.0875 m³ m⁻³ (Wang et al. 2020), 当土壤含水量低于田间持水量的 60%时, 采用漫灌方式 (Yu et al. 2016)。研究期间的作物类型为冬小麦 (西农 979), 于 2020 年 10 月 20 日播种, 2021 年 6 月 10 日收获。数据收集开始于 2020 年 12 月 16 日, 结束于 2021 年 6 月 8

日。

EC 通量和气象数据来源于在杨凌搭建的测量 EC 系统（图 2-2 b），其中包含一个开路红外气体分析仪（LI-7500A）和一个三维声速风速计（CSAT-3）。传感器安装在距地面 2 m 处，并指向盛行风方向。本研究在小麦生长季节土壤表面以上 1.5 m 处测量相对湿度（RH）、空气温度（ T_{air} ）（HMP60）、短波入射辐射（ R_g ）（LI-200SZ）和光合有效辐射（PAR）（LI-190SA），并使用介电常数计（Model 5TM）在三个深度（地表以下 20, 40 和 60 cm）观测土壤温度（ T_{soil} ）和土壤体积含水量（SWC, $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ ）。上述所有气象变量的 30 分钟平均值由数据记录仪（CR1000）记录，其中质量差或不合理的通量数据，例如 CO_2 通量超出 -50 到 $50 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ 范围，显热通量小于 -200 W m^{-2} 或大于 500 W m^{-2} ，潜热通量小于 -200 W m^{-2} 或大于 800 W m^{-2} 的，均被移除（Wagle and Kakani 2014）。此外，在降水、传感器故障或在静态下（当摩擦速度小于 0.1 m s^{-1} 时）记录的通量数据也被排除在外（Liu et al. 2020; Wagle et al. 2019）。使用马克斯普朗克生物地球化学研究所开发的基于 REddyProc 的在线工具来填补数据空白，并使用 NEE、RH、 T_{air} 、 T_{soil} 和 R_g 作为输入，将 CO_2 通量划分为 GPP 和生态系统呼吸成分（<https://www.bgc-jena.mpg.de/REddyProc/brew/REddyProc.rhtml>）。

自动化光谱观测数据来源于全天候植被荧光观测系统（AUTOSIF-2-8），是一款具有高分辨、高灵敏度、多通道的植被叶绿素荧光观测设备，可以在野外全自动同时观测植被冠层下行辐照度和上行辐亮度，并实时计算 SIF。AutoSIF 安置在植物冠层上方约 2 m 处的六个三脚架上，以对通量塔周围的出射冠层辐射进行采样（图 2-2 c）。与只有一个植被目标的 SIF 测量系统相比，这种六通道系统减少了 SIF 和通量测量之间的足迹不匹配。该系统包含一个定制的光谱辐射计（QE Pro），信噪比为 1000，光谱分辨率为 0.34 nm，采样间隔为 0.17 nm，光谱范围为 645~805 nm。光学多路复用器（MPM-2000）用于在使用余弦校正器（CC-3）收集下行辐照度的通道之间切换。余弦校正器是一个用于校正暗电流的盲通道和六根视场为 25° 的最低点裸光纤，以获得上行辐亮度。光谱仪和多路复用器均封装在 $25 \pm 1 \text{ }^\circ\text{C}$ 的干燥温控容器中。在校正暗电流和优化积分时间后，应用了 Meroni 等（2008）提出的“三明治”方法（下降-上升-下降），以减少不稳定天气条件（如实时变化的云量）的负面影响，并在安装前对系统进行了辐射和光谱校准。研究使用 SVD 方法（Chang et al. 2020; Guanter et al. 2013; Liu et al. 2021）从连续光谱测量中检索 SIF，采用 740~780 nm 的光谱拟合窗口来检索近红外波段的 TOC SIF 观测值（Liu et al. 2021），然后将检索到的 SIF 值聚合为 30 分钟的平均数据。

2.2.2 站点观测数据

本研究首先将杨凌实验农业站的观测数据用于 Gc-SIF 模型的方法验证。输入 Gc-SIF 模型的主要观测数据包括 760 nm 处的冠层顶部 SIF（ $\text{SIF}_{\text{TOC}_{760}}$ ）、气温 T_{air} 、饱和

水汽压差 VPD 和入射光合有效辐射 PAR，数据的时间序列变化如图 2-3 所示。其中浅绿色圆圈表示半小时数据（半小时数据共 3460 个），深绿色圆圈表示每日平均值（日均值数据共 171 个），紫红色虚线表示 2021 年 2 月 24 日发生的寒潮。

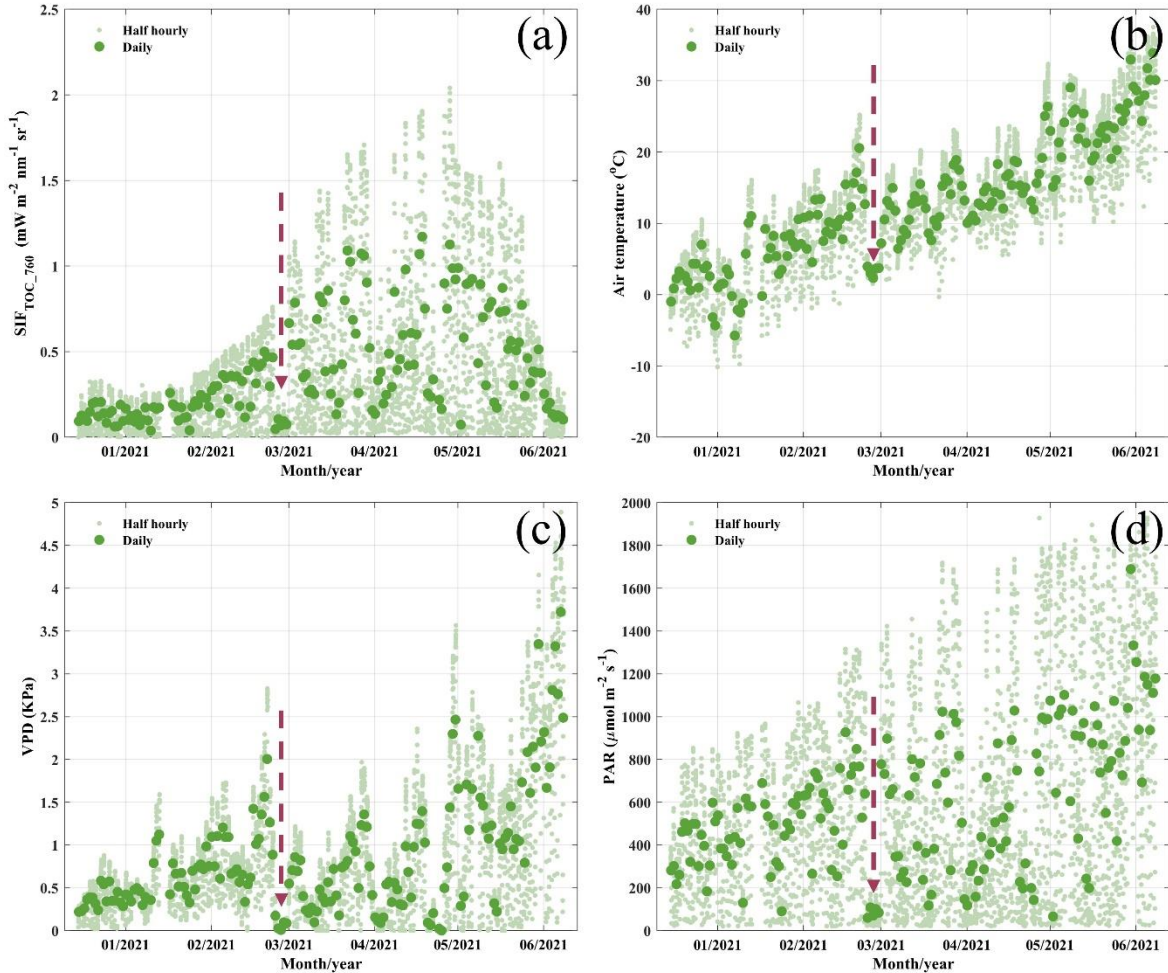


图 2-3 杨凌站点 (a) 760 nm 处的冠层顶部 SIF ($\text{mW m}^{-2} \text{nm}^{-1} \text{sr}^{-1}$)；(b) 温度 ($^{\circ}\text{C}$)；
(c) 饱和水汽压差 (KPa) 和 (d) 光合有效辐射 ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) 的季节变化

Figure 2-3 Seasonal variations of (a) $\text{SIF}_{\text{TOC}_{760}}$ ($\text{mW m}^{-2} \text{nm}^{-1} \text{sr}^{-1}$); (b) T_{air} ($^{\circ}\text{C}$); (c) VPD (KPa) and
(d) PAR ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) in the Yangling site.

在作物生长过程中观测到的 $\text{SIF}_{\text{TOC}_{760}}$ 表现出强烈的季节性变化，从冬季的 0.1 ($\text{mW m}^{-2} \text{nm}^{-1} \text{sr}^{-1}$) 左右快速增加到夏季的 1.0 ($\text{mW m}^{-2} \text{nm}^{-1} \text{sr}^{-1}$) 以上，其值在 2021 年 2~3 月稳步上升，在 3~6 月表现出剧烈波动，并在 6 月作物收获前快速下降。此外， $\text{SIF}_{\text{TOC}_{760}}$ 对不断变化的环境条件具有较高的敏感性，在寒潮出现时表现出显著下降，且其受入射 PAR 的驱动在半小时尺度上也存在着明显变化（图 2-3 a）。研究期间的 T_{air} 总体呈现上升趋势，从 2020 年 12 月底的 0°C 以下逐步增加到 2021 年 6 月初的 25°C 以上。其中最高日均温出现在 2021 年 6 月 7 日， T_{air} 约为 33.9°C 。日均温波动最明显的是 2021 年 2 月 24 日的寒潮，日均温由前一天的 12.7°C 突降至 3.9°C （图 2-3 b）。

VPD 的时间序列变化并无明显的季节趋势, 从 2020 年 12 月底到 2021 年 4 月底, 日均 VPD 多在 0.5 KPa 左右浮动。2021 年 5 月中旬之后, VPD 出现显著上升, 日均 VPD 在 2021 年 6 月 7 日达到 3.7 KPa。此外, VPD 在寒潮前后也表现出剧烈的上下浮动, 可能与寒潮期间降水导致水汽压升高有关 (图 2-3 c)。入射 PAR 的时间序列变化类似于 T_{air} , 但其季节趋势并不太明显。最高的日均 PAR 出现在 2021 年 5 月 30 日, 高达 $1689.2 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$; 最低的日均 PAR 出现在 2021 年 2 月 24 日寒潮期间, 低至 $59.6 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ (图 2-3 d)。

2.2.3 模型验证结果

本研究将杨凌实验农业站的观测数据用于 G_c -SIF 模型的输入, 模拟出 2020 年 12 月 15 日至 2021 年 6 月 8 日逐半小时尺度的植被冠层气孔导度 G_c -SIF, 并将观测到的逐半小时潜热通量数据通过 P-M 公式反推得到的冠层气孔导度 G_c -EC 作为基准, 以评估 G_c -SIF 模型的方法性能。

图 2-4 分别展示了杨凌站点模拟 G_c (G_c -SIF) (图 2-4 a) 和实测 G_c (G_c -EC) (图 2-4 b) 在时间序列上的变化, 浅色小圆圈表示半小时数据, 深色大圆圈表示每日平均值。由于用 P-M 公式反推的 G_c -EC 对 VPD 的响应非常敏感, 且在 VPD 较低时表现出异常高值 (Massmann et al. 2019), 特别体现在冬季的部分 G_c -EC 明显不合理, 因为北半球大多数植物在冬季处于休眠期, 叶片掉落或光合能力很弱, 不可能出现 G_c 值很高的情况。故本研究在用 P-M 公式反推 G_c -EC 及模拟 G_c -SIF 时, 均去掉了 VPD 小于 0.4 时对应的数据。总体而言, G_c -SIF 与 G_c -EC 表现出较为一致的季节变化趋势, 日平均值都从冬季的 $0.1 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 左右增加到夏季的 $0.5 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 以上, 并在 2021 年 6 月作物收获前快速下降至 $0.1 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 以下。具体来说, 从 2020 年 12 月至 2021 年 2 月底, G_c -SIF 的日平均值从 $0.1 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 以下逐渐增加到 $0.3 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$, G_c -EC 的日平均值则多集中在 $0.1 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 到 $0.2 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 之间, 并无明显的增幅, 且 G_c -EC 在冬季略高于 G_c -SIF 的模拟值; 从 2021 年 3 月初至 5 月中旬, G_c -SIF 与 G_c -EC 的日平均值多在 $0.3 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 到 $0.5 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 范围内波动。 G_c -SIF 与 G_c -EC 的日平均最高值均出现在 5 月 17 日, G_c -SIF 达 $0.5633 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$, G_c -EC 达 $0.5637 (\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1})$ 。此外, 从逐半小时尺度来看, G_c -SIF 在一天内的变化相对 G_c -EC 显得更连续且集中些, G_c -EC 的谷值和峰值之间则存在较大差距, 且在植被的旺盛生长期间出现了更多的异常高值 ($>0.8 \text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)。

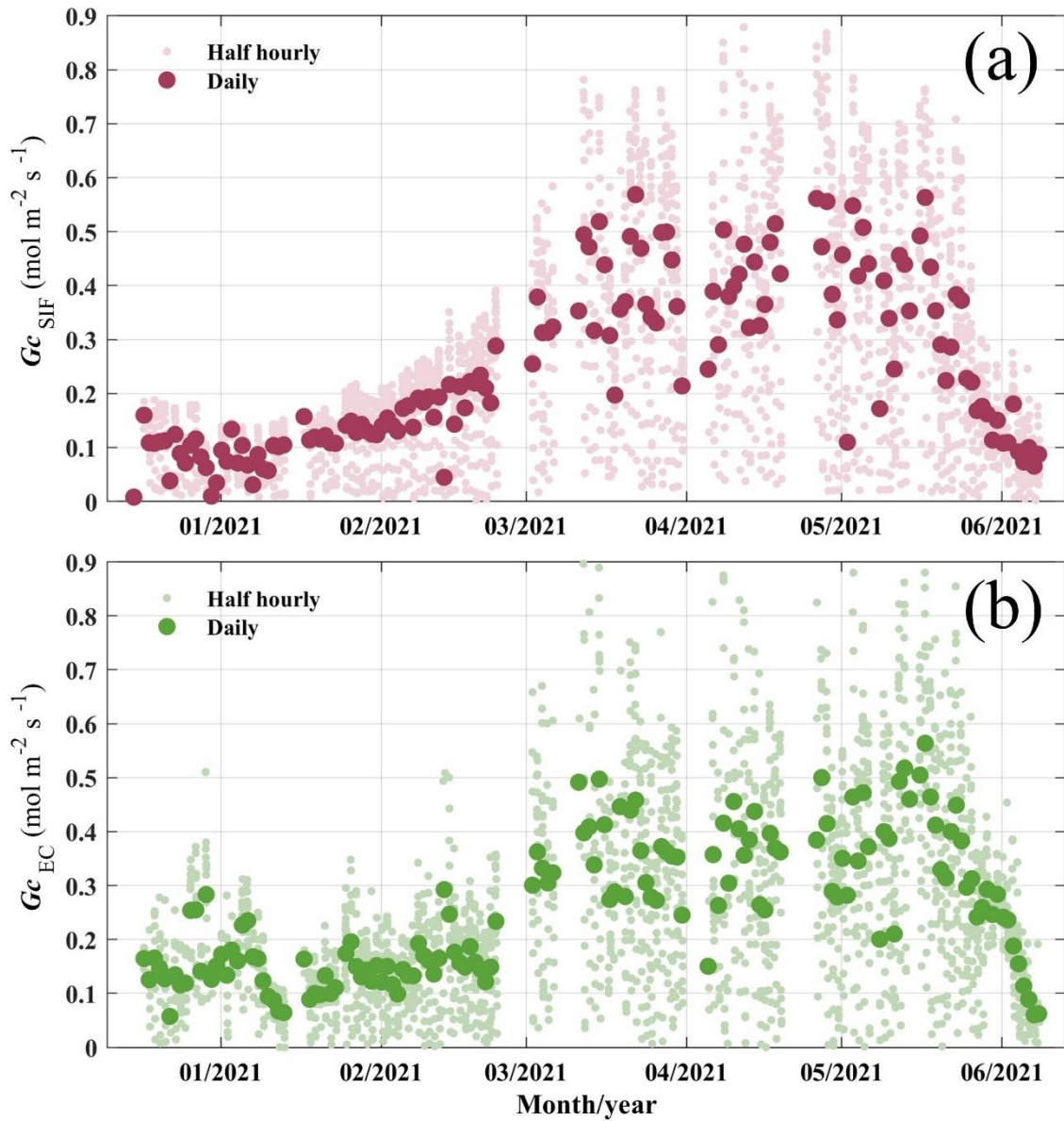


图 2-4 杨凌站点 (a) 模拟和 (b) 实测 G_c 的时间序列比较 (G_c -SIF 与 G_c -EC, $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)
 Figure 2-4 Time series comparison of (a) simulated and (b) observed G_c (G_c -SIF versus G_c -EC, $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) in the Yangling site.

图 2-5 展示了在半小时 (图 2-5 a) 和每日平均 (图 2-5 b) 的时间步长下, 实测 G_c (G_c -EC) 和模拟 G_c (G_c -SIF) 之间的一元线性回归拟合关系, 红色虚线是 1:1 线, 黑色实线是 G_c -EC 和 G_c -SIF 之间的拟合线。总体而言, G_c -SIF 与 G_c -EC 在半小时尺度的拟合 R^2 为 0.79, RMSE 为 $0.09 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$, rRMSE 为 10.52% (图 2-5 a), 在日尺度的拟合 R^2 为 0.75, RMSE 为 $0.08 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$, rRMSE 为 13.64% (图 2-5 b)。两条拟合线的斜率均大于 0.7, 表明 G_c -SIF 与 G_c -EC 的变化趋势比较接近。

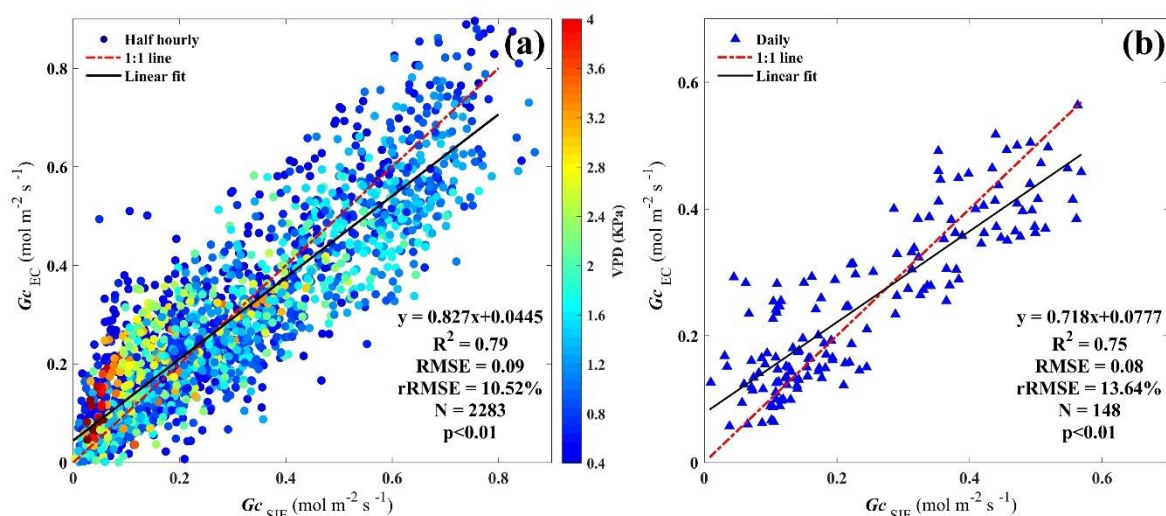


图 2-5 杨凌站点 (a) 半小时和 (b) 日尺度下实测和模拟的 G_c 关系
(G_c -EC 与 G_c -SIF, $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)

Figure 2-5 Relationship of observed and simulated G_c (G_c -EC versus G_c -SIF, $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) at
(a) half-hourly and (b) daily scales in the Yangling site.

2.2.4 模拟导度对实测环境因子的响应

本研究在假设其他因素对杨凌站点模拟 G_c (G_c -SIF) 影响不变的情况下, 探究了 G_c -SIF 对 SIF 及主要环境因子(空气温度 T_{air} 、光合有效辐射 PAR 和饱和水汽压差 VPD) 的响应。如图 2-6 所示, 浅粉色圆圈表示半小时尺度的所有模拟 G_c -SIF, 蓝色星号表示每段观测数据的小区间内所模拟 G_c -SIF 的平均值, 误差棒表示这段区间内所模拟 G_c -SIF 的标准差。可以看出杨凌站点的 G_c -SIF 与四种观测数据之间均在 0.01 水平上显著相关, 且表现出以下特征: (1) G_c -SIF 平均值随着 SIF 的增加而增加, 呈明显的正相关关系, 且当 SIF 观测值在 0 到 $1.1 \text{ mW m}^{-2} \text{ nm}^{-1} \text{ sr}^{-1}$ 之间时 G_c -SIF 增速较快, 在 SIF 较高时 G_c -SIF 增速相对较慢; (2) G_c -SIF 平均值随着 T_{air} 逐渐升高呈现先增加后减小的趋势, 在 T_{air} 为 18°C 时, G_c -SIF 的平均值达到最高 $0.4114 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$, 之后随 T_{air} 的增加逐渐减小, 当 T_{air} 为 37°C 时, G_c -SIF 的平均值降至最低为 $0.0383 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$; (3) G_c -SIF 平均值随着 PAR 的增加 ($0\sim 400 \mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$) 而迅速增大, 当 PAR 在 $400\sim 1400 \mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 增加时, G_c -SIF 的增加幅度减小, 并在高 PAR ($>1400 \mu\text{mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$) 时出现下降趋势; (4) G_c -SIF 平均值随着 VPD 的增加总体呈现先增加后减小的趋势。总体来说, 当 VPD 低于 1.1 kPa 时, G_c -SIF 呈波动上升趋势。当 VPD 在 $1.1\sim 1.9 \text{ kPa}$ 的范围内时, G_c -SIF 平均值在 $0.33 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 左右波动。当 VPD 高于 1.9 kPa 时, G_c -SIF 随 VPD 增大而快速下降。

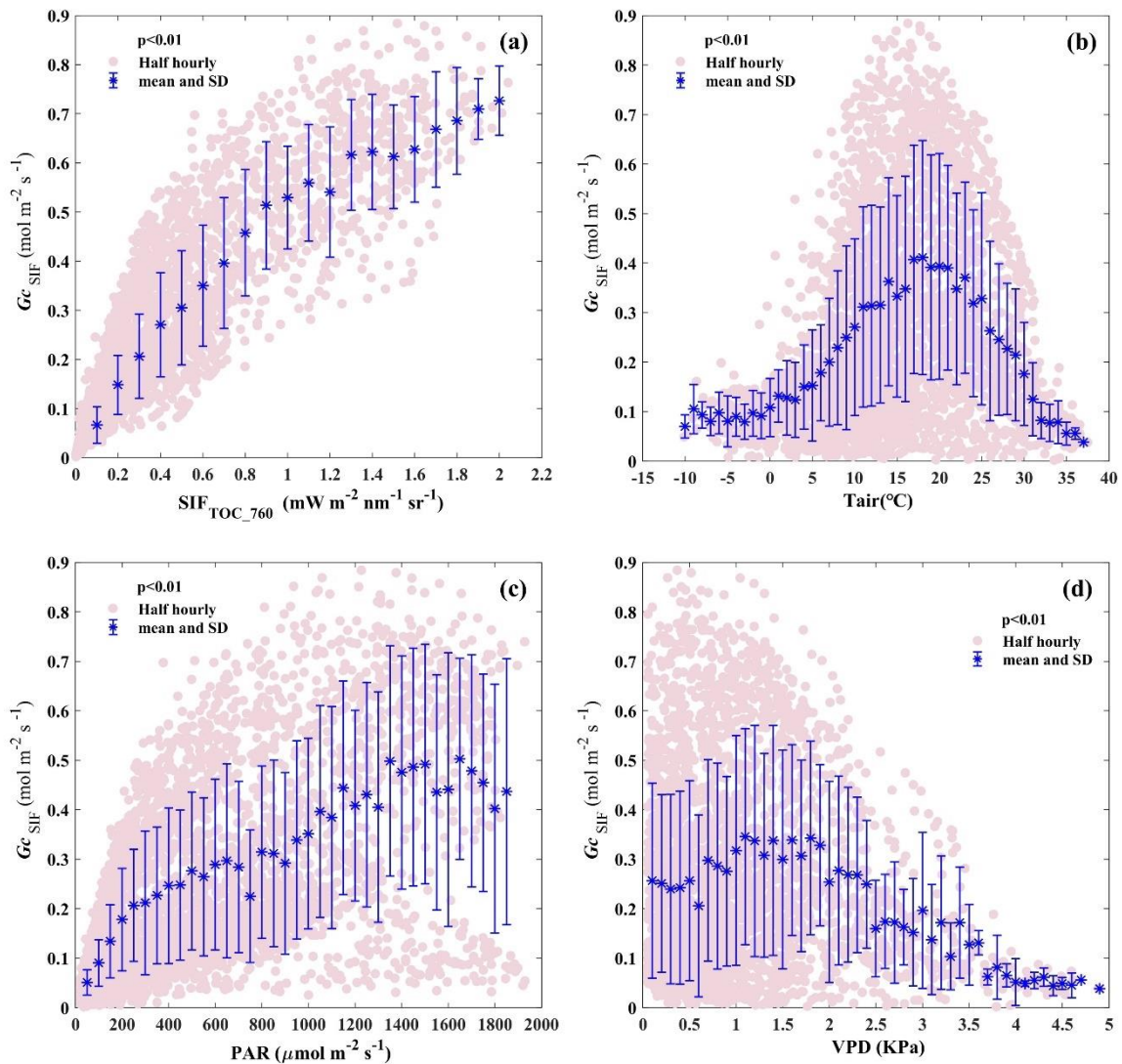


图 2-6 杨凌站点 G_c -SIF 对(a)叶绿素荧光及主要环境因子
(b)温度、(c)光合有效辐射、(d)饱和水汽压差的响应

Figure 2-6. Response simulation of G_c -SIF to (a) SIF and major environmental factors

(b) T_{air} (c) PAR (d) VPD in the Yangling site.

2.3 讨论

在以往对冠层气孔导度的研究中，多是通过特定区域的实验数据来建立经验统计模型（Hoshika et al. 2017; Yu et al. 1998; 郭飞等 2020），对于不同的植被类型和环境条件需重新对模型进行参数化。而本研究构建的模型由植物生理过程推导而来，并综合考虑了环境气象因素和日光诱导叶绿素荧光 SIF 的影响，其中 SIF 观测值是表征植被生理生态及冠层结构等信息的关键因素。本章的研究结果表明，构建的 G_c -SIF 模型在杨凌站点表现良好，考虑到 G_c -EC 使用潜热通量基于 P-M 公式反推验证 G_c 时，由于土壤蒸发的影响可能导致植被 G_c -EC 被高估（张振等 2021），所以 G_c -SIF 相比 G_c -

EC 略有低估表明 G_c-SIF 模型的模拟结果可能更接近真实值。同时发现模拟的冠层气孔导度与表征植被光合作用的 SIF 呈明显的正相关关系，且对环境因子的响应也与相关实验结果较为一致。例如 Yu (2004) 针对华北平原冬小麦的气孔导度和光合作用研究发现，气孔导度随着光照强度的增大而增大，到达一定阈值后逐渐平稳并出现下降趋势；郭飞 (2020) 通过研究干旱区农田玉米冠层气孔导度发现，玉米叶片气孔导度与空气温度和 VPD 的关系呈现顺时针“非对称性响应”，即随着空气温度和 VPD 增加呈现先增大后减小的趋势，随着 PAR 的增加呈现先增大后平稳的趋势。综上所述，本研究构建的 G_c-SIF 模型可以有效地应用于植被冠层气孔导度的估算。

由于本模型的所有输入参数均可通过直接测量或可测量数值的函数得到，这也意味着 G_c-SIF 模型在区域植被冠层气孔导度的模拟应用方面存在着很大潜力。我们的研究也进一步证明了将两种与植物生理相关的模型——基于 SIF 估算 GPP 的 rMLR 模型和基于净光合估算气孔导度的 BBL 模型相耦合的可行性和优越性。

2.4 小结

本章主要基于 SIF 与光合作用机理性表达的 rMLR 模型，构建了冠层气孔导度的过程型模型 G_c-SIF，并运用所构建的模型对杨凌站点的冠层气孔导度进行模拟，将其结果 G_c-SIF 与使用 P-M 公式反推的实测冠层气孔导度 G_c-EC 进行对比验证。得出以下结论：

(1) G_c-SIF 与 G_c-EC 在杨凌站点表现出较为一致的季节变化趋势，日平均 G_c 均随着作物的生长而增加，在生长季达到峰值，然后在作物收获前迅速下降。但是 G_c-EC 的变化存在较大的波动，而 G_c-SIF 则显得更连续且集中；

(2) G_c-SIF 模型在杨凌站点表现良好，半小时和日尺度的 R² 值分别为 0.79 和 0.75，RMSE 分别为 0.09 和 0.08 mol m⁻² s⁻¹。

(3) 杨凌站点的 G_c-SIF 与观测数据 SIF、T_{air}、VPD 和 PAR 之间均呈显著相关关系。G_c-SIF 平均值随 SIF 的增加而增加；随 T_{air} 和 VPD 的增加呈现先增加后减小的趋势；当 PAR 小于 1400 μmol m⁻² s⁻¹ 时，G_c-SIF 随着 PAR 的增加而增大，当 PAR 大于该值时，G_c-SIF 则逐渐稳定并出现下降趋势。

第三章 全球冠层气孔导度模拟及结果验证

上一章中，基于 SIF 观测值构建的冠层气孔导度模型 G_c -SIF 被证明在杨凌站点模拟效果较好，本章将聚焦 G_c -SIF 模型在不同生态系统的应用效果。使用高时空分辨率的遥感 TROPOMI-SIF 数据、MERRA-2 气象数据、MODIS 反射率数据和 ERA5-Land 土壤含水量等数据作为输入，将 G_c -SIF 模型应用于全球 2019~2020 年日尺度的 G_c 模拟，探讨全球 G_c -SIF 的时空分布特征，并利用 14 个通量站点的 G_c -EC 对模拟结果进行评价。

3.1 材料与方法

3.1.1 遥感叶绿素荧光数据

自 2011 年 GOSAT 卫星首先在全球尺度上实现了 SIF 的遥感反演后 (Frankenberg et al. 2011)，叶绿素荧光遥感得到了迅速发展，许多具有不同光谱、空间和时间采样特征的全球性 SIF 遥感数据集已可供使用。本研究主要使用了基于 TROPOMI (TROPOspheric Monitoring Instrument) 传感器反演的遥感 SIF 产品 (Guanter et al. 2021) 作为输入，以在全球范围内应用 G_c -SIF 模型对冠层气孔导度进行估算。

TROPOMI 传感器搭载于 Copernicus Sentinel-5P 卫星(2017 年 10 月发射)平台上，旨在监测大气成分、气溶胶浓度以及环境污染物浓度 (Borsdorff et al. 2018)。同时，基于夫琅和费暗线 (Fraunhofer Lines) 原理 (Plascyk and Gabriel 1975) 对 TROPOMI 光谱进行反演可得到 740 nm 的 SIF 估计值。本研究使用了 2019 年和 2020 年 TROPOMI_L2B 的 SIF_Corr_743 数据作为模型输入，该数据是在 743~758 nm 波段处将瞬时 SIF 值校正到日长，空间分辨率可达 7×3.5 km，并基本实现每日全球覆盖，可从 <ftp://fluo.gps.caltech.edu/data/tropomi/> 下载。此外，TROPOMI_L2B 数据集还包含全部非格网点所对应的植被功能类型 (Plant Functional Type, PFT) 和卫星过境时的云量占比数据，其中 PFT 使用来自 MODIS 的陆表覆盖类型数据集 (MCD12C1) 的 IGBP 分类体系。

3.1.2 气象数据

本研究用于全球 G_c -SIF 模拟的气象输入包括空气温度 (T_{air} , K)、露点温度 (T_{dew} , K) 和入射短波辐射 (S_w , $W m^{-2}$)，所用数据来自现代回顾性分析 (MERRA-2) 全球长时间序列的分析数据集。该数据集由 NASA 全球建模和同化办公室 (GMAO) 使用 Goddard 地球观测系统模型 (GEOS) 编制，空间分辨率为 $0.5^\circ \times 0.625^\circ$ ，时间分辨率为 1 小时，可从 [GES DISC Search: Showing 1 - 14 of 14 datasets \(nasa.gov\)](https://disc.gsfc.nasa.gov/datasets) 下载，在定量

遥感中的应用十分广泛（Gelaro et al. 2017; Molod et al. 2015）。

为保证与通量站点数据集一致，本研究将 T_{air} 和 T_{dew} 单位由 K 转化为 $^{\circ}\text{C}$ ，并由此来计算 VPD，公式如下（Liu et al. 2022）：

$$\text{VPD} = \exp\left(\frac{17.27 \times T_{\text{air}}}{T_{\text{air}} + 237.3}\right) - \exp\left(\frac{17.27 \times T_{\text{dew}}}{T_{\text{dew}} + 237.3}\right) \quad (3-1)$$

3.1.3 反射率数据

本研究用于全球 G_c -SIF 模拟的反射率以及 f_{APAR} 数据来自中分辨率成像光谱仪（MODerate resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS）。MODIS 传感器主要搭载在 Terra 卫星和 Aqua 卫星上，因其对全球用户免费开放、光谱范围广和重访周期短的特点，MODIS 数据已被运用到各个领域，尤其在地理学领域对于地理现象的挖掘与分析起到了很大的帮助，可从 <https://lpdaac.usgs.gov/> 下载。本研究使用 MCD43A4 产品提供的红外和近红外波段的反射率来计算近红外植被指数（NIRv），并使用 MOD15A2H 产品提供的 f_{APAR} 来共同估计荧光光子从叶片水平逃逸到冠层水平的概率。MCD43A4 产品共提供七个波段的定向反射率，并使用双向反射率分布函数进行调整，由 Terra 和 Aqua 传感器在 16 天内检索到的最具代表性的像素生成，时间和空间分辨率分别为 1 天和 500 米；MOD15A2H 产品由 Terra 传感器在 8 天内采集的最高质量像素生成，时间和空间分辨率分别为 8 天和 500 米。

由于多项研究表明，MODIS 产品高估了植被稀少地区的 f_{APAR} （Yan et al. 2016），高分辨率、多光谱成像任务 Sentinel-2 的 f_{APAR} 模拟值虽然与实测值非常吻合（Hu et al. 2020），但其数据覆盖范围小于 MODIS 产品。因此，本研究在 MODIS f_{APAR} 和 Sentinel-2 f_{APAR} 之间拟合了不同植被类型的线性回归函数，系数如表 3-1 所示。

3.1.4 土壤数据

本研究用于全球 G_c -SIF 模拟的土壤参数包括田间持水量、萎蔫系数和土壤体积含水量（SWC）数据。

田间持水量和萎蔫系数使用 0.25° 分辨率下的全球土壤水力特征参数数据集通过拟合土壤水分特征曲线来估算，该数据集包含不同土壤深度 z （0、5、15、30、60、100、200 cm）处的拟合 α （alpha_fit_zcm, cm^{-1} ）、拟合 n （n_fit_zcm）、平均 θ_s （mean_theta_s_zcm, $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ ）、平均 θ_r （mean_theta_r_zcm, $\text{m}^3 \text{m}^{-3}$ ）、平均孔隙连通性参数（mean_L_zm）和平均饱和水力传导率（mean_Ks_zcm, cm d^{-1} ）等数据（Montzka et al. 2017），可在 <https://doi.pangaea.de/10.1594/PANGAEA.870605> 下载。

土壤体积含水量数据来自欧洲中期天气预报中心（ECMWF）发布的第五代欧洲再

分析中心 (ERA5-Land) 数据集。ERA5-Land 是一个再分析数据集, 结合了世界各地的观测数据和模型数据, 使用物理定律形成一个全球范围内完整且一致的数据集, 提供了 1950 年至近期几十年间每小时地表变量的高分辨率 ($0.1^\circ \times 0.1^\circ$) 信息, 可在 <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-land?tab=form> 下载。

表 3-1 不同植被类型用于 G_c -SIF 模拟的关键生物化学和生物物理参数值

Table 3-1 Key biochemical and biophysical parameter values used for different vegetation types for the G_c -SIF simulations

	PFT	$V_{C_{max25}}$	k
ENF	常绿针叶林	40	0.55
EBF	常绿阔叶林	43	0.6
DNF	落叶针叶林	35	0.6
DBF	落叶阔叶林	44	0.8
MF	混交林	45	0.6
CS	郁闭灌木林	49	0.55
OS	稀疏灌木林	49	0.55
WS	木本热带草原	50	0.55
S	热带草原	50	0.55
G	草地	48	0.8
PW	永久湿地	50	0.55
C	农田	60	0.8
CNV	耕地/自然植被混合系统	52	0.8

注: PFT (Plant Functional Type) 表示植被功能类型, 使用陆表覆盖类型数据集 (MCD12C1) 的 IGBP 分类体系; $V_{C_{max25}}$ 表示植被在 25°C 时的最大羧化速率 ($\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$), 其值随植被类型不同而改变 (Bacour et al. 2019); k 表示 MODIS f_{APAR} 和 Sentinel f_{APAR} 之间的比例系数, 其值由本研究在 Google Earth Engine 中选取相同格网点对应的两种遥感产品数据拟合得出。

3.1.5 数据处理

由于本研究中不同卫星遥感数据集的时空分辨率不尽相同, 且最为关键的遥感叶绿素荧光 TROPOMI-SIF 数据为非格网数据, 并已经由卫星过境时的瞬时 SIF 值转换到日尺度。因此, 为了统一所有数据的时间分辨率, 本研究首先将 MERRA-2 的每小时气象数据通过计算日出日落时间而转换为日平均值, 并假设 f_{APAR} 和 NIR_V 数据在 8 天内的变化忽略不计。其次, 为了统一所有数据的空间分辨率, 本研究基于每日 TROPOMI-SIF 数据的经纬度, 分别从栅格化的气象数据、 f_{APAR} 数据、 NIR_V 数据、土壤含水量数据以及田间持水量、凋萎系数等数据中提取与 TROPOMI-SIF 数据经纬度最为接近的

格点所对应的值，以此将所有数据与 TROPOMI-SIF 数据相匹配，形成每日在全球分布并不相同的非格网数据。

在将所有数据的时空分辨率统一后，本研究依照 TROPOMI-SIF 数据集包含的各格点云量占比数据，仅选取云量小于 0.2 时的 SIF 值以进行质量控制。之后的模拟过程中依照各格点所对应的植被功能类型 PFT，对各格点的 MODIS f_{APAR} 数据乘 k 进行调整(表 3-1)并选取各格点 PFT 对应的 V_{Cmax25} 在后续进行模拟。在模拟出全球 2019~2020 年日尺度（共 731 天）的 $G_{\text{c-SIF}}$ 后，本研究使用 Frankenberg 开发的 Julia 代码（<https://github.com/cfranken/gridding>）分别将每天的 $G_{\text{c-SIF}}$ 、 T_{air} 、PAR、VPD、SWC 等非格网数据都转成 5 km 分辨率的栅格数据，以此进行后续分析。

3.2 全球冠层气孔导度的时空分布特征

本研究将基于 2.1.2 节构建的 $G_{\text{c-SIF}}$ 模型应用于全球范围，模拟出了全球 2019~2020 年逐日（共 731 天）的植被冠层气孔导度，空间分辨率为 5 km。

2019~2020 年全球 $G_{\text{c-SIF}}$ 日平均值的空间分布格局如图 3-1 所示。在全球范围内，日平均 $G_{\text{c-SIF}}$ 的值多在 0 至 $0.35 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间变化，总体空间分布格局合理且表现出与全球植被格局相对应的明显区域变化和纬度梯度。日平均 $G_{\text{c-SIF}}$ 在美国中部、欧洲西部和中国东北部显示出较高的值（ $G_{\text{c-SIF}} > 0.25 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ）。在热带雨林地区（包括亚马逊流域、刚果河流域和马来群岛）和北方森林地区（包括美国东南部、加拿大西南部、欧洲中部和亚洲北部），日平均 $G_{\text{c-SIF}}$ 值在 $0.15 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 至 $0.25 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间。在加拿大北部和东部、南美洲中部和东部、东非、中亚和亚洲南部，日平均 $G_{\text{c-SIF}}$ 值在 $0.05 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 至 $0.15 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间。部分干旱和半干旱地区（如北美洲西南部、南美洲西南部、非洲南部、萨赫勒地区和澳大利亚内陆）的日平均 $G_{\text{c-SIF}}$ 较低（ $G_{\text{c-SIF}} < 0.05 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ），而极端干旱区域（如撒哈拉沙漠、阿拉伯沙漠、塔克拉玛干沙漠、澳大利亚沙漠等沙漠区）和高纬度地区（如格陵兰岛）因植被稀疏无遥感 SIF 观测值而未能模拟出 $G_{\text{c-SIF}}$ 。

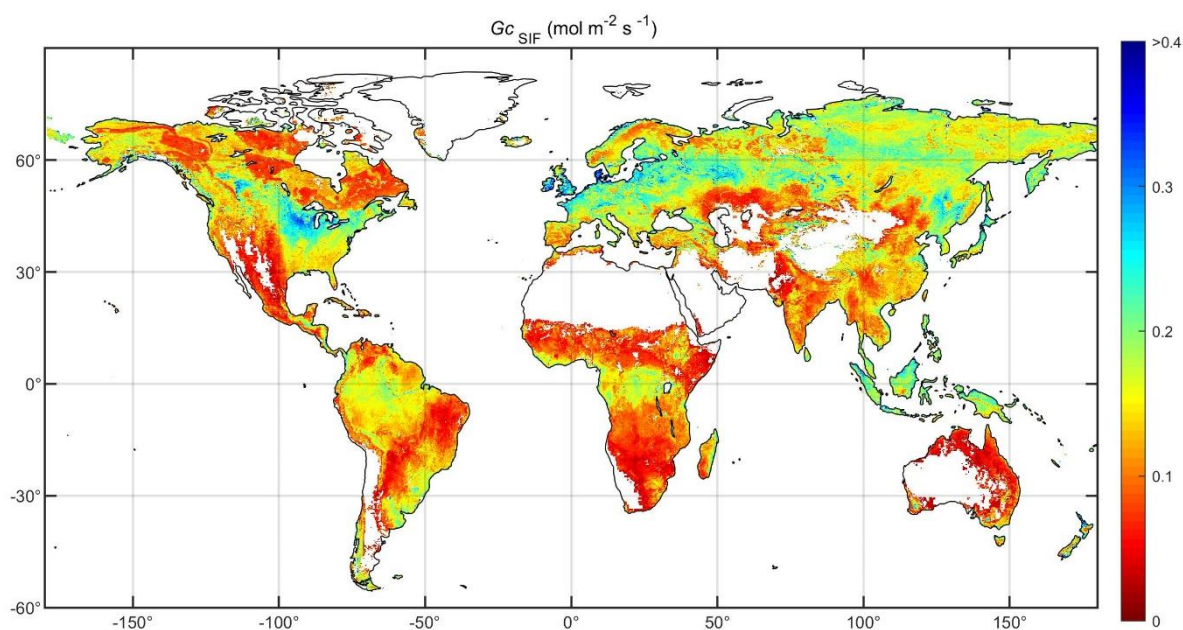


图 3-1 基于 G_c -SIF 模型的 2019~2020 年全球日平均冠层气孔导度

Figure 3-1. Global average daily G_c based on G_c -SIF model over 2019~2020.

本研究以北半球的气候为主划分季节，如图 3-2 所示，2019~2020 年 G_c -SIF 在全球表现出明显的季节性。春季（3 月、4 月、5 月）日平均 G_c -SIF（图 3-2 a）相对较高的值（ G_c -SIF $> 0.2 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ）出现在美国东南部、欧洲西部和热带雨林地区（包括亚马逊流域、刚果河流域和马来群岛），相对较低的值（ G_c -SIF $< 0.05 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ）出现在热带草原气候区（包括北美洲西南部、南美洲北部、非洲南部、萨赫勒地区和澳大利亚内陆）和热带季风气候区（亚洲南部）。相比春季，夏季（6 月、7 月、8 月）的日平均 G_c -SIF（图 3-2 b）在全球多处明显增加，其中美国中部、欧洲西部和亚洲东部的值相对较高，可达 $0.25 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 以上，亚洲北部森林地区和亚洲南部的 G_c -SIF 也增加明显。秋季（9 月、10 月、11 月）的日平均 G_c -SIF（图 3-2 c）相比夏季在全球多处明显下降，除赤道附近的热带雨林地区包括亚马逊流域、刚果河流域和马来群岛）和热带季风气候区（亚洲南部）相对较高（ G_c -SIF $> 0.2 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ），全球大部分地区的 G_c -SIF 降至 $0.1 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 以下，相对较低的值（ G_c -SIF $< 0.05 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ）出现在加拿大北部和东部、南美洲中部和东部、非洲南部和澳大利亚北部。冬季（12 月、1 月、2 月）的日平均 G_c -SIF（图 3-2 d）在北半球整体较低，除美国东部、欧洲和亚洲南部的 G_c -SIF 多在 $0.1 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 左右，北半球大多地区均因植被稀疏无遥感 SIF 观测值而未能模拟出 G_c -SIF，相对较高的 G_c -SIF 仍在热带雨林地区（包括亚马逊流域、刚果河流域和马来群岛），南美洲中部的 G_c -SIF 相比秋季有所增加。

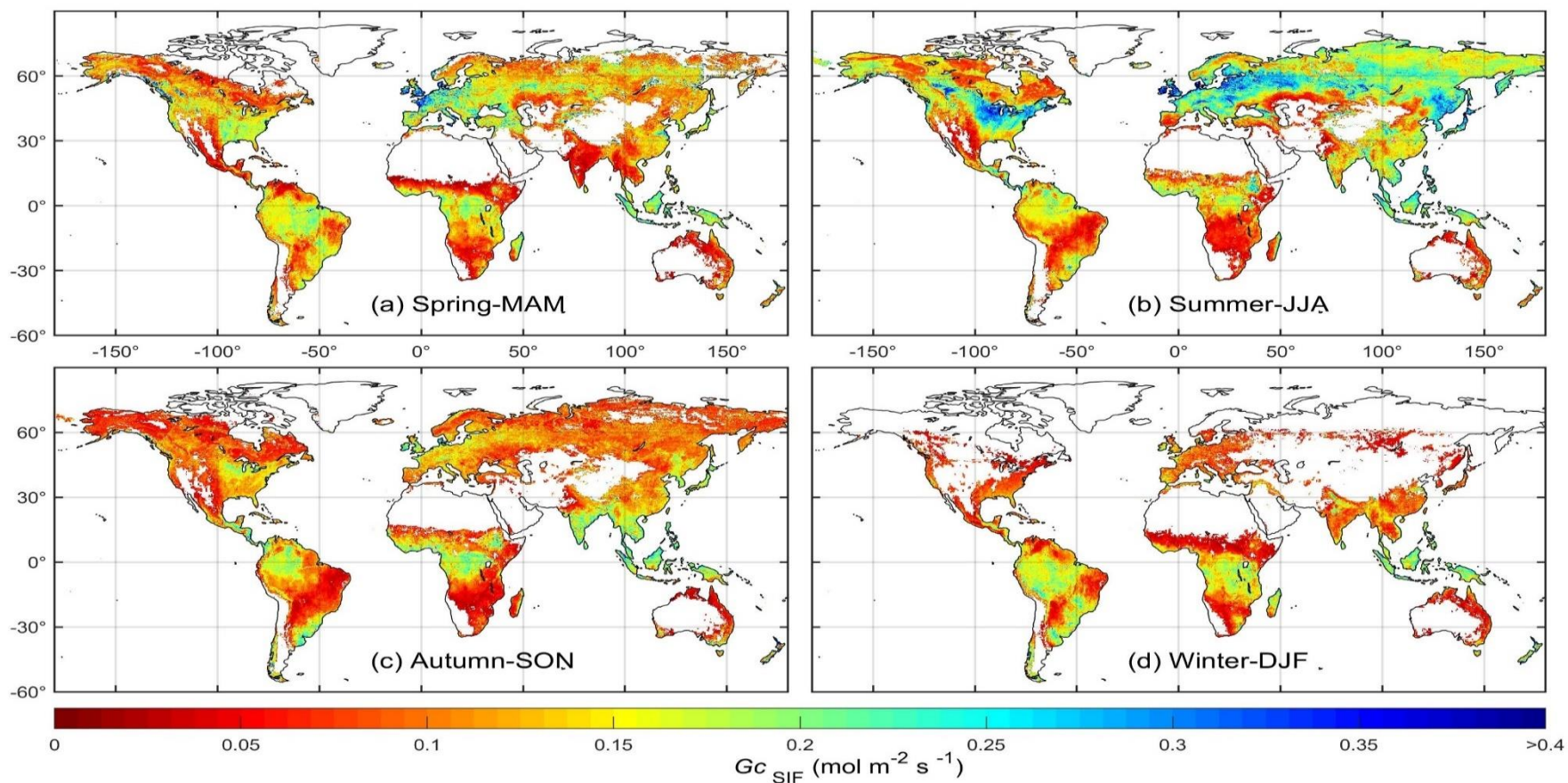


图 3-2 基于 G_c -SIF 模型的 2019~2020 年全球平均季节性冠层气孔导度

(a) 春季: 3 月、4 月、5 月; (b) 夏季: 6 月、7 月、8 月; (c) 秋季: 9 月、10 月、11 月; (d) 冬季: 12 月、1 月、2 月

Figure 3-2. Global average seasonality G_c based on G_c -SIF model over 2019~2020.

(a) Spring: March, April, and May; (b) Summer: June, July, and August;

(c) Autumn: September, October, and November; (d) Winter: December, January, and February

3.3 模拟结果验证

3.3.1 FLUX 站点概况

为评估 G_c -SIF 模型在全球模拟冠层气孔导度结果的准确性，本研究选取了 14 个 FLUX 通量站点（见表 3-2）的观测数据进行验证。通量站点的筛选主要基于以下三个标准：（1）站点的数据记录涵盖了 2019~2020 年至少一整个生长季，生长季被定义为一年中的 4 月初到 9 月底；（2）分布在不同的气候区；（3）保证在通量塔附近 1 公里的范围内，主要土地覆被类型的面积比例达到 50% 以上（Li et al. 2019）。14 个通量站点包含五种植被类型，包括 3 个农田（CRO）站点、3 个草地（GRA）站点、4 个落叶阔叶林（DBF）站点、3 个常绿针叶林（ENF）站点和 1 个热带稀树草原（SAV）站点。

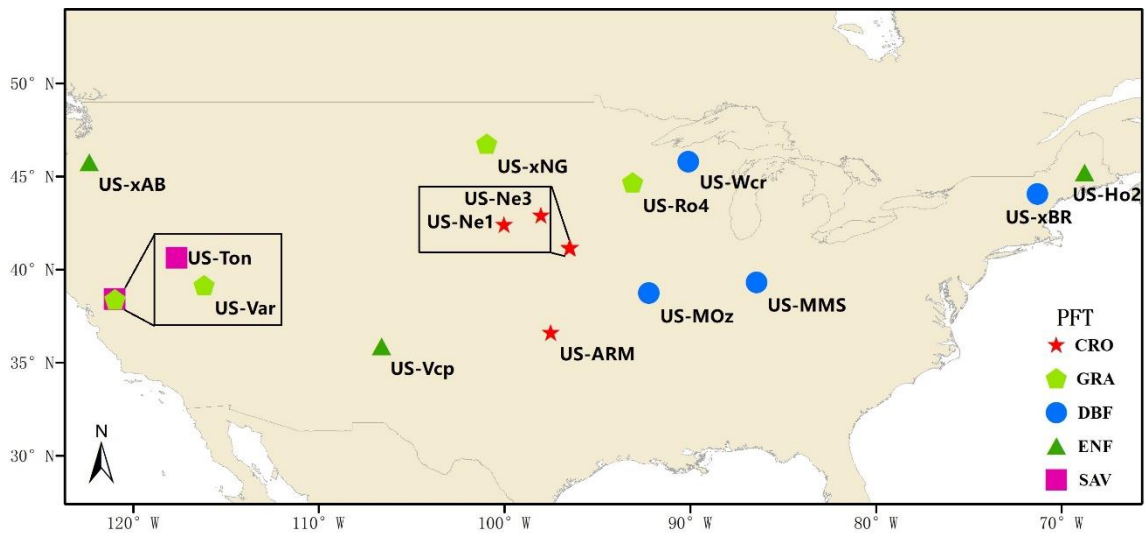


图 3-3 FLUXNET 站点地理位置信息（CRO：农田生态系统；
GRA：草地生态系统；DBF：落叶阔叶林；ENF：常绿针叶林；SAV：热带稀树草原）

Figure 3-3. Location of selected FLUXNET sites used in this study.

通量数据和相关辅助数据来源于 AmeriFlux (<https://ameriflux.lbl.gov/data/download-data/>)，本研究使用到的数据包括潜热通量 (LE , $W m^{-2}$)、净辐射 (R_n , $W m^{-2}$)、空气温度 (T_{air} , $^{\circ}C$)、相对湿度 (RH)、气压 (P , kPa)、饱和水汽压差 (VPD , kPa)、风速 (u , s^{-1}) 和冠层高度 (h_c , m)。如果 VPD 数据缺失，则通过 T_{air} 和 RH 计算（公式 2-12）；如果 R_n 数据缺失，则通过以下公式计算：

$$R_n = R_{ns} + R_{nl} = R_s \downarrow - R_s \uparrow + R_l \downarrow - R_l \uparrow \quad (3-2)$$

式中： R_{ns} 、 R_{nl} 、 $R_s \downarrow$ 、 $R_s \uparrow$ 、 $R_l \downarrow$ 、 $R_l \uparrow$ 分别表示地表净太阳辐射、地表净热辐射、

向下太阳辐射、向上太阳辐射、向下热辐射和向上热辐射，单位为 W m^{-2} 。

为保证观测数据的结果可靠，本研究对数据进行了严格的质量控制。第一步，排除了 LE 、 R_n 、和 VPD 为负的观测结果；第二步，在 Matlab 中使用 `filloutliers` 函数对原始通量数据的离群值进行了平滑处理；第三步，为了减少蒸发的负面影响，排除了降水事件 ($>1\text{mm/h}$) 及随后 48 小时内的观测结果；第三步，为了与遥感 SIF 日均值模拟的结果比较，选取了通量数据每天从 8:00 到 17:00 的日间观测，并在计算出小时/半小时步长的 $G_c\text{-EC}$ 后将其平均为日均值。

3.3.2 FLUX 站点结果验证

本研究首先利用 14 个 FLUX 站点的潜热通量等实测数据，通过 P-M 公式反推得出每个站点的 $G_c\text{-EC}$ 日均值，再分别根据各站点的经纬度从模拟出的全球 $G_c\text{-SIF}$ 数据中提取该站点的值，对比 $G_c\text{-EC}$ 与 $G_c\text{-SIF}$ 以评估模拟出的全球冠层气孔导度结果的准确性。

表 3-3 展示了日尺度下 14 个 FLUX 站点 $G_c\text{-SIF}$ 的模拟结果，所有站点的 $G_c\text{-SIF}$ 与 $G_c\text{-EC}$ 均呈显著正相关 ($p < 0.01$)。14 个 FLUX 站点的可用数据在 47 到 264 个(天)之间，平均值为 116； $G_c\text{-SIF}$ 与 $G_c\text{-EC}$ 的线性回归拟合斜率在 0.32 到 1.36 之间；截距在 -0.0354 到 $0.278 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间； R^2 在 0.06 到 0.71 之间，平均值为 0.41；RMSE 在 0.08 到 $0.14 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间，平均值为 $0.11 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ；rRMSE 在 14.78%到 36.81% 之间。总体而言，大多数站点的 $G_c\text{-SIF}$ 模拟值与 $G_c\text{-EC}$ 实测值都比较接近，农田 (US-Ne1、US-Ne3 和 US-ARM)、草地 (US-Ro4、US-xNG 和 US-Var) 和热带稀树草原 (US-Ton) 的冠层气孔导度模拟的 R^2 均大于 0.4，平均 R^2 为 0.57，线性回归拟合斜率也均在 1 ± 0.4 之间。尤其是 US-Var 的模拟 R^2 最高，为 0.71；US-Ne1 站点的 $G_c\text{-SIF}$ 与 $G_c\text{-EC}$ 非常接近，线性回归拟合斜率为 0.965。 $G_c\text{-SIF}$ 在四个落叶阔叶林站点 (US-Wcr、US-MMS、US-MOz 和 US-xBR) 的模拟结果存在一定的差异，其中在 US-Wcr 的模拟效果最好 ($R^2 = 0.64$)，而在 US-xBR 最差 ($R^2 = 0.14$)。在三个常绿针叶林站点 (US-Ho2、US-Vcp 和 US-xAB)， $G_c\text{-SIF}$ 的模拟效果较为逊色。

表 3-2 14 个 FLUXNET 站点基本概况

Table 3-2 Attributes of selected FLUXNET sites.

编号	站点	植被类型	纬度 (°)	经度 (°)	研究时段	时间步长	来源
1	US-Ne1	CRO	41.17	-96.48	2019-2020	HR	(Verma et al. 2005)
2	US-Ne3	CRO	41.18	-96.44	2019-2020	HR	(Verma et al. 2005)
3	US-ARM	CRO	36.61	-97.49	2019-2020	HH	(Fischer et al. 2007)
4	US-Ro4	GRA	44.68	-93.07	2019-2020	HH	(Griffis et al. 2010)
5	US-xNG	GRA	46.77	-100.92	2019-2020	HH	(Metzger et al. 2019)
6	US-Var	GRA	38.41	-120.95	2019-2020	HH	(Ma et al. 2007)
7	US-Wcr	DBF	45.81	-90.08	2019-2020	HH	(Cook et al. 2004)
8	US-MMS	DBF	39.32	-86.41	2020	HR	(Schmid et al. 2000)
9	US-MOz	DBF	38.74	-92.20	2019	HH	(Pallardy et al. 1988)
10	US-xBR	DBF	44.06	-71.29	2019	HH	(Metzger et al. 2019)
11	US-Ho2	ENF	45.21	-68.75	2019-2020	HH	(Xiao et al. 2004)
12	US-Vcp	ENF	35.86	-106.60	2019-2020	HH	(Biederman et al. 2017)
13	US-xAB	ENF	45.76	-122.33	2019-2020	HH	(Metzger et al. 2019)
14	US-Ton	SAV	38.43	-120.97	2019-2020	HH	(Gu et al. 2005)

注：HH 表示半小时，HR 表示一小时。

CRO 表示农田生态系统；GRA 表示草地生态系统；DBF 表示落叶阔叶林；ENF 表示常绿针叶林；SAV 表示热带稀树草原。

表 3-3 FLUXNET 站点日均 G_c -SIF 模拟结果Table 3-3 Accuracy metrics of daily G_c -SIF at the FLUXNET sites.

站点	可用天数	斜率	截距	R^2	RMSE	rRMSE	p
US-Ne1	114	0.965	0.0737	0.53	0.11	18.59%	<0.01
US-Ne3	125	0.858	0.0663	0.43	0.10	17.56%	<0.01
US-ARM	149	1.17	0.0426	0.53	0.11	27.26%	<0.01
US-Ro4	97	0.624	0.0292	0.59	0.11	14.78%	<0.01
US-xNG	90	1.05	0.0796	0.56	0.09	21.52%	<0.01
US-Var	264	1.36	-0.0354	0.71	0.09	18.38%	<0.01
US-Wcr	51	1.09	0.129	0.64	0.13	23.08%	<0.01
US-MMS	60	0.444	0.231	0.16	0.13	25.08%	<0.01
US-MOz	86	0.691	0.19	0.32	0.14	35.99%	<0.01
US-xBR	47	0.335	0.278	0.14	0.13	27.21%	<0.01
US-Ho2	105	0.633	0.115	0.17	0.09	24.97%	<0.01
US-Vcp	127	0.32	0.111	0.06	0.08	32.16%	<0.01
US-xAB	52	0.691	0.178	0.23	0.12	36.81%	<0.01
US-Ton	253	1.24	0.0203	0.61	0.09	18.81%	<0.01
平均值	116			0.41	0.11		

考虑到单个站点可用数据量较少，可能影响模拟效果，故本研究分别将五种植被类型的所有站点可用数据合并（热带稀树草原由于可用站点数据较少，只有 US-Ton 站点），进一步探究冠层气孔导度在不同植被类型中的模拟性能。图 3-4 展示了不同植被类型日尺度下 G_c -SIF 与 G_c -EC 的线性回归拟合结果，蓝色圆圈表示每日平均值，红色虚线是 1:1 线，黑色实线是 G_c -EC 和 G_c -SIF 之间的拟合线。不同植被类型的回归拟合结果存在较大的差异， R^2 范围从常绿针叶林（ENF）的 0.35 到热带稀树草原（SAV）的 0.61 不等，拟合斜率也从常绿针叶林（ENF）的 0.82 到热带稀树草原（SAV）的 1.24 不等。但总体而言，五种植被类型的模拟结果均符合一定的规律，RMSE 在 0.09 到 0.13 $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ 之间，rRMSE 在 12.27% 到 23.79% 之间，且均呈显著正相关 ($p < 0.01$)。同时对比表 3-3 可看出，在落叶阔叶林（DBF）和常绿针叶林（ENF）生态系统，聚合所有的站点数据可明显提升回归拟合性能，尤其是在常绿针叶林（ENF）生态系统， R^2 由单个站点的 0.17、0.06 和 0.23 增加至共同拟合后的 0.35（图 3-4 d）。所有站点数据的总体拟合结果表现较好（图 3-4 f），总体 R^2 为 0.54，RMSE 为 0.1 $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ ，rRMSE 为 13.15%，线性拟合曲线斜率为 0.97，表明本研究使用 G_c -SIF 模型的模拟结果能较为准确的反映真实植被冠层气孔导度。

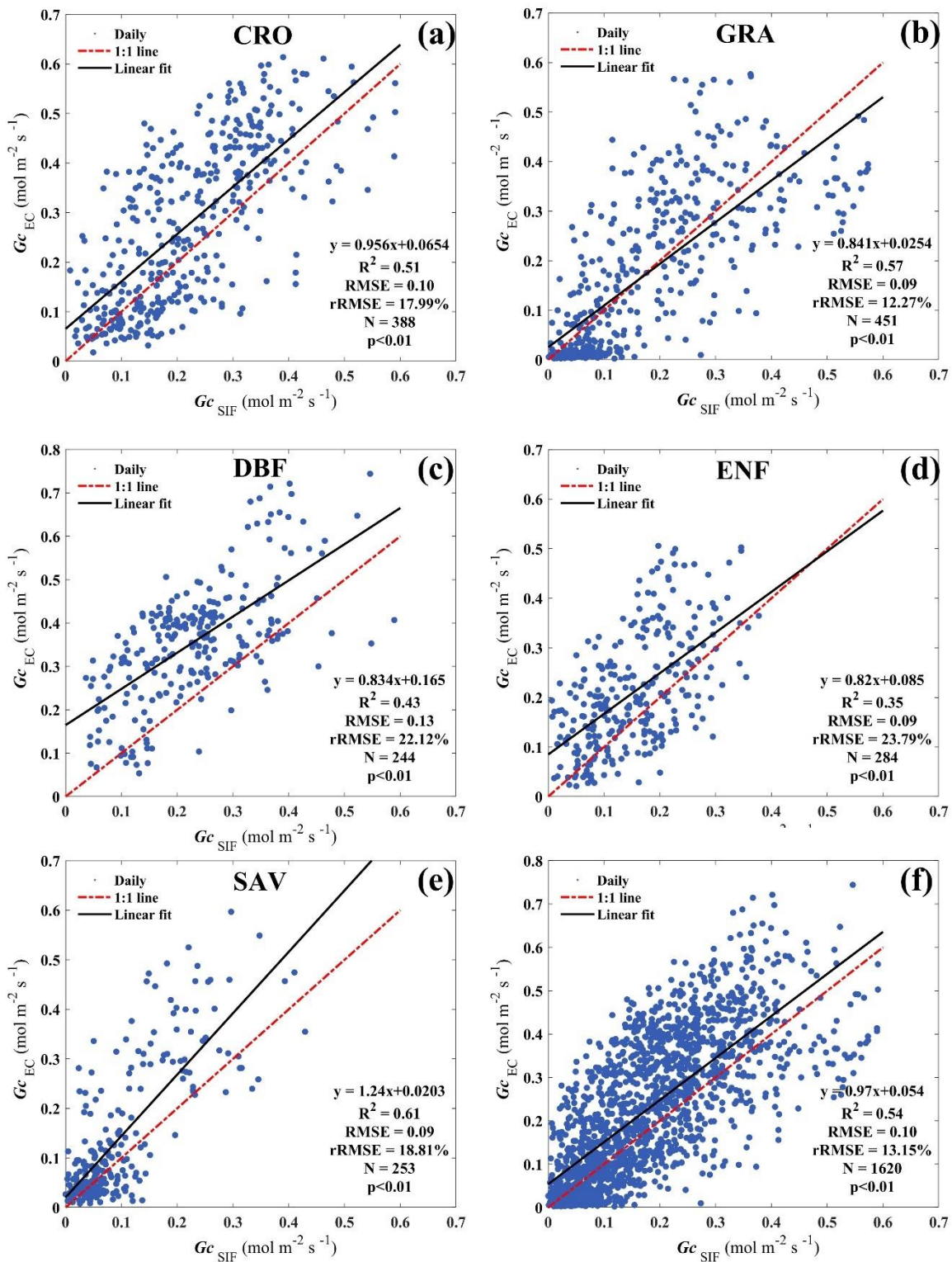
图 3-4 不同植被类型实测和模拟的日均 G_c 关系 (G_c -EC 与 G_c -SIF, $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$)

Figure 3-4. Relationship of observed and simulated daily G_c (G_c -EC versus G_c -SIF, $\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) at different vegetation types.

3.4 讨论

从本研究模拟出的全球 2019 和 2020 年逐日的植被冠层气孔导度 G_c -SIF 来看（图 3-1、图 3-2），在北半球大部分地区表现出明显的季节动态特征（生长季高，休眠/越冬期低），赤道附近热带雨林地区的季节动态并不显著（全年保持在一个相对较高的水平），而南美洲中部和东部、非洲南部的 G_c -SIF 却表现出与北半球相反的季节变化（夏秋季高于冬春季）。其中，北半球的 G_c -SIF 表现出与 LAI 相似的空间分布格局和季节变化趋势，可以理解为冠层茂密地区的 G_c -SIF 大于冠层稀疏地区，植被生长季的 G_c -SIF 大于植被越冬期，这与 Berkelhammer 等(2020)在美国中西部草原和玉米田的研究一致。同时由于植被气孔会在生长旺季大量开放（朱绪超等 2016）以进行光合作用固碳，本研究模拟的 G_c -SIF 值在北半球大部分地区表现出从春季开始逐渐增加，在夏季达到最大值后，又在秋季开始逐渐降低，与前人的研究结果一致（O'BRIEN et al. 2004; Wieser et al. 2014），也证明了植被冠层气孔导度与光合作用的密切联系。从全球 G_c -SIF 在夏季（图 3-2 b）和两年的日平均值（图 3-1）的空间分布格局看， G_c -SIF 在美国中部和中国东北部显示出较高的值，这是由于美国中部和中国东北部是典型的粮食作物产区，在没有高温或水分胁迫的适宜耕种环境下，植被表现出较强的生理活动。值得注意的还有欧洲西部的 G_c -SIF 在春季和夏季（图 3-2 a、b）也显示出较高的值，甚至影响到该地两年 G_c -SIF 日平均值（图 3-1）都略高于全球大部分地区，这或许与气候变化背景下欧洲在 2019 年和 2020 年夏季遭遇的高温热浪有关（Fraga et al. 2020; Schuldt et al. 2020）。赤道附近热带雨林地区的 G_c -SIF 全年保持在一个相对较高的水平，这是由于热带雨林全年温热且湿润，较高的气孔导度可以使植被在此水热条件适宜的环境中提高光合作用的效率，同时热带雨林的土壤通常比较贫瘠，植物需要保持较高的气孔导度来吸收足够的营养元素以满足植物的生长需要（Quesada et al. 2010）。而南美洲中部和东部、非洲南部的植被冠层气孔导度在夏秋季低于冬春季的原因可能是高温环境对冠层水热耦合过程造成胁迫行为，植物液流不足以供应叶片蒸腾作用造成的冠层水分耗散，为避免叶肉细胞过度失水造成的物理损伤，叶片脱落酸等植物激素水平调控的应激行为造成气孔关闭。

从本研究在 14 个 FLUX 站点对模拟 G_c -SIF 的结果验证来看，尽管在草原（GRA，图 3-4 b）和热带稀树草原（SAV，图 3-4 e）的拟合 R^2 较高，但分别有大量数值集中于 $0.1 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 以下，且数值分布较为零散，这可能是由于低矮的植被更容易受到环境因素的影响（Liu et al. 2022a）。相反，农田（CRO，图 3-4 a）、落叶阔叶林（DBF，图 3-4 c）和常绿针叶林（ENF，图 3-4 d）的拟合数值相对集中，这些植被类型的 LAI 较高，茂密的冠层往往会减少土壤蒸发到自由空气中的水分，使得应用 P-M 模型和站点潜热通量反推用于验证的 G_c -EC 更为准确。此外，正是在反推过程中忽视了土壤

蒸发带来的影响，导致 G_c -EC 可能被高估，因此本研究所模拟的 G_c -SIF 略低于 G_c -EC 表明 G_c -SIF 模拟结果可能更为合理。但由于落叶阔叶林 (DBF) 和常绿针叶林 (ENF) 等 LAI 较高的植被类型通常有着十分复杂的冠层结构，应用大叶模型理论框架通常会低估 GPP (Liu et al. 2022b)，进而影响 G_c 的模拟精度。同时，将 FLUX 站点验证结果与 2.2.3 节杨凌站点的模拟验证结果对比发现， G_c -SIF 在杨凌站点的模拟结果更为准确，其原因一是杨凌站点的植被类型为农田 (CRO)，人工管理使其冠层结构较为简单；二是模型输入的 SIF 数据是通过荧光同步观测系统得来，准确的荧光观测数据使其 GPP (Liu et al. 2022b) 和 G_c 的模拟均具有较高的精度。而 G_c -SIF 在全球的模拟使用遥感卫星数据作为输入，尽管 TROPOMI-SIF 数据的时空分辨率在同类遥感 SIF 产品中表现较好，但仍存在数据缺失及混合像元所带来的误差，这也导致了 G_c -SIF 模型在全球模拟结果相对站点模拟结果的精度较低，但总体较为准确。

3.5 小结

本章基于第二章构建的 G_c -SIF 模型，使用遥感 SIF 数据、气象数据等作为输入，模拟出了全球 2019~2020 年日尺度下 5 km 空间分辨率的植被 G_c ，对全球 G_c -SIF 的时空分布特征进行分析，并利用 FLUXNET 站点的 G_c -EC 对模拟结果进行评价。得出以下结论：

(1) 2019 和 2020 年全球日平均 G_c -SIF 的总体空间分布格局合理且表现出与全球植被格局相对应的明显区域变化和纬度梯度。全球日平均 G_c -SIF 的值多在 0 至 $0.35 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 之间变化，高值 (G_c -SIF $> 0.25 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$) 出现在美国中部、欧洲西部和中国东北部，低值 (G_c -SIF $< 0.05 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$) 则主要集中于部分干旱和半干旱地区。

(2) 2019 和 2020 年日尺度 G_c -SIF 在全球表现出明显的季节性。北半球 G_c -SIF 从春季 (3 月、4 月和 5 月) 到夏季 (6 月、7 月和 8 月) 明显增加，从夏季到秋季 (9 月、10 月和 11 月) 逐渐下降，冬季 (12 月、1 月、2 月) 整体较低。热带雨林地区 (包括亚马逊流域、刚果河流域和马来群岛) 的 G_c -SIF 全年较高，而美国中部、欧洲西部和亚洲东部的 G_c -SIF 在夏季增加极为显著。

(3) 14 个 FLUX 站点的日尺度 G_c -SIF 与 G_c -EC 均呈显著正相关 ($p < 0.01$)，大多数站点的模拟值与实测值比较接近，线性回归拟合的平均 R^2 为 0.41，平均 RMSE 为 $0.11 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ 。

(4) 不同植被类型的 G_c -SIF 与 G_c -EC 回归拟合结果存在差异，但均符合一定的规律，且同一生态系统聚合站点数据可明显提升回归拟合性能。所有站点数据的总体拟合 R^2 为 0.54，RMSE 为 $0.1 \text{ mol m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ ，表明本研究使用 G_c -SIF 模型的模拟结果较为准确。

第四章 全球冠层气孔导度的环境影响因素

由第二章和第三章研究可知, G_c 受环境因子的影响复杂且显著。为了探究植物在不同气候状况下的水分调节策略, 本章基于模拟出的全球 2019~2020 年的 G_c -SIF, 根据干旱指数 AI 将全球划分为极端干旱区、干旱区、半干旱区、干旱亚湿润区和湿润区, 分析不同区域内 G_c 的差异及其对环境因子的响应, 并通过 G_c 与环境因子的相关性分析和解释力分析, 进一步揭示 G_c 的环境影响因素。

4.1 材料与方法

4.1.1 干旱指数数据

本研究使用干旱指数 (Aridity Index, AI) 将全球分区以分析 G_c -SIF 在不同区域内的差异和驱动因素。干旱指数数据来自全球干旱指数和潜在蒸发蒸腾量数据库-第 3 版 (Global-AI_PET_v3), 该数据集基于 P-M 参考蒸发蒸腾量 (ET0) 方程, 提供了 1970~2000 年高分辨率 ($0.0083^\circ \times 0.0083^\circ$) 的全球水文气候数据 (Zomer et al. 2022), 可在 https://figshare.com/articles/dataset/Global_Aridity_Index_and_Potential_Evapotranspiration_ET0_Climate_Database_v2/7504448 下载。

干旱指数通常表示为平均年降水量 (P) 与平均年潜在蒸散量 (PET) 的比值, 即 P/PET 。本研究依据 UNEP64 提供的干旱指数值气候分类方案将全球划分为极端干旱区 (hyper-arid) ($AI \leq 0.03$)、干旱区 (arid) ($0.03 < AI \leq 0.2$)、半干旱区 (semi-arid) ($0.2 < AI \leq 0.5$)、干旱亚湿润区 (dry-subhumid) ($0.5 < AI \leq 0.65$) 和湿润区 (humid) ($AI > 0.65$) (UNEP 1997)。

4.1.2 相关性分析

为了探究植被 G_c 变化的影响因子, 本研究对全球 2019~2020 年日尺度 (共 731 天) 的 G_c -SIF 进行了逐像元的 Pearson 相关性分析, 以分别评估 G_c -SIF 对温度、光合有效辐射、饱和水汽压差以及土壤含水量的相关关系。Pearson 相关性分析用相关系数 r 来表征两个因子之间的相关性, 公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4-1)$$

式中, r 表示 x 和 y 两个变量的 Pearson 相关系数; i 表示空间分布中的第 i 个格点; N 表示样本容量。本研究利用双尾 t 检验评估了 Pearson 相关系数是否具有显著性 ($p < 0.05$)。

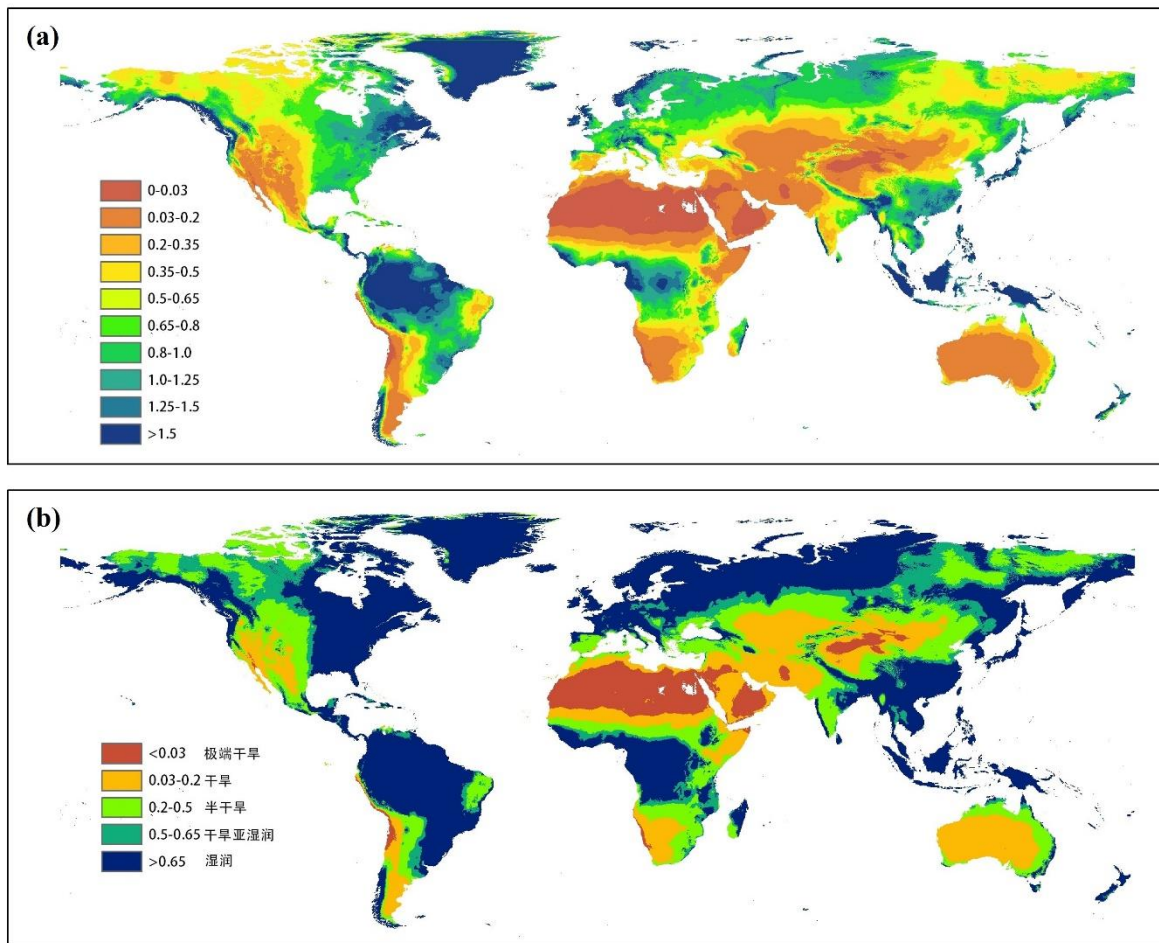


图 4-1 (a)全球干旱指数 (Global-AI_v3) 及(b)干旱分区
较高的 AI (绿色/蓝色) 表示更潮湿, 较低的 AI (黄色/棕色/红色) 表示更干燥。

Figure 4-1. (a) Global Aridity Index (Global-AI_v3) and (b) Aridity Zone.

Note that higher AI (green/blue colors) represents more humid conditions, with low AI (yellow/brown/red colors) representing higher aridity.

4.1.3 地理探测器模型

地理探测器模型 (Geographic Detector, GD) 是一种用于探测地理空间分异性并揭示其驱动力的定量研究方法。该方法基于统计学原理, 通过空间自相关分析、空间变异分析和空间回归分析等方法, 分析不同空间区域中不同影响因子对响应变量的解释程度以及影响因子之间的相互作用方式, 以深入挖掘地理现象的成因、特征和规律。其核心思想是通过自变量将研究空间划分为子区域, 比较每个子区域内和不同子区域间的空间方差, 以评估潜在解释变量的决定力 (Wang et al. 2010; Wang et al. 2016)。地理探测器一般包括四个部分, 其中主要部分是量化不同地理变量相对重要性的因子探测器, 其余还包括交互检测器、风险检测器和生态检测器。由于地理探测器在空间分析能力上具有较强的可解释性和可操作性, 已被广泛应用于生态环境、公共卫生、社会经济等领域的研究和应用。

为了探究全球植被冠层气孔导度在全球不同干旱分区内的环境驱动因子，本研究使用地理探测器模型来定量分析 2019~2020 年全球不同干旱分区内的环境因子对植被 G_c 的解释力。通过单因子的解释力来比较不同影响因子对现象变化的解释程度，因子解释力用 q 值度量，表达式为：

$$q = 1 - \frac{\sum_{k=1}^L N_k \times \sigma_k^2}{N \times \sigma^2} \quad (4-2)$$

式中： q 表示某种影响因子对 G_c -SIF 的解释力； L 表示影响因素的分层或分类； N_k 和 σ_k^2 分别表示第 k 层的单元数和方差； N 和 σ^2 分别表示研究区整体的单元数和方差。 q 的值域是 $[0,1]$ ，值越接近 1，表明该影响因子对 G_c -SIF 的解释力越强。

本研究还通过交互探测进一步揭示引起 G_c -SIF 差异的环境因子之间的交互作用。多因子交互探测能够评估影响因素 $X1$ 和 $X2$ 共同作用时是否会增加或减弱对 G_c -SIF 的解释力（廖颖等 2016）。通过计算两种影响因素 $X1$ 和 $X2$ 单独发生对 G_c -SIF 影响的 q 值： $q(X1)$ 和 $q(X2)$ 以及共同发生时的 q 值： $q(X1 \cap X2)$ ，比较说明因子的交互关系，两个解释变量对因变量之间的交互作用关系可分为 5 类（图 4-2）。

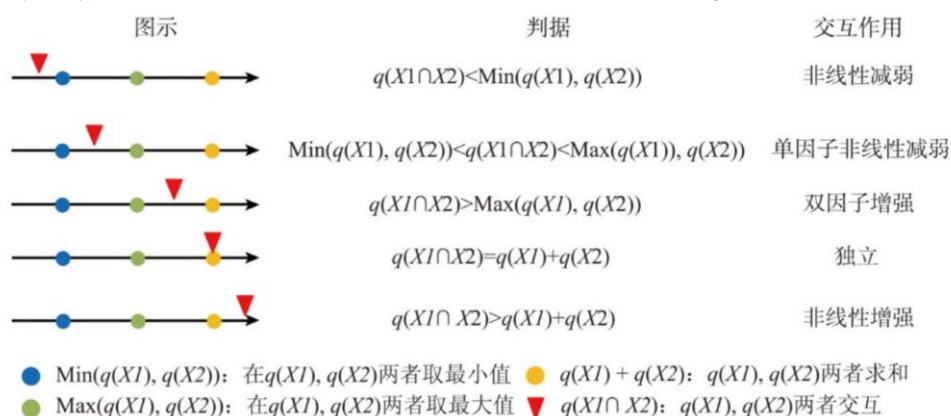


图 4-2 解释变量 (X_s) 之间的交互作用

Figure 4-2 Interaction between Explanatory Variables (X_s)

注：图 4-2 引自（王劲峰和徐成东 2017）

由于地理探测器模型中的解释变量输入需要通过空间数据离散化的方式转化为类别变量，本研究使用基于最优参数的地理探测器（OPGD）模型，以提高空间分析的准确性和有效性。OPGD 模型通过可视化对比，在一系列备选的离散化方法和数量中选择最佳参数组合，主要使用到 R 语言中的“GD”包进行计算（Song et al. 2020）。本研究使用到的可供选择的离散化方法包括等距离法（“equal”）、自然断点法（“natural”）、分位数断点（“quantile”）、几何间隔法（“geometric”）和标准差断点法（“gd”），离散化类别设置在 3 到 10 之间，运用地理探测器分别计算环境因子分组结果对平均 G_c -SIF 的解释力，选取解释力最大的分组方法作为环境因子的最佳离散化方法。

4.2 冠层气孔导度与环境因子的差异和关联

4.2.1 不同区域内冠层气孔导度与环境因子的差异

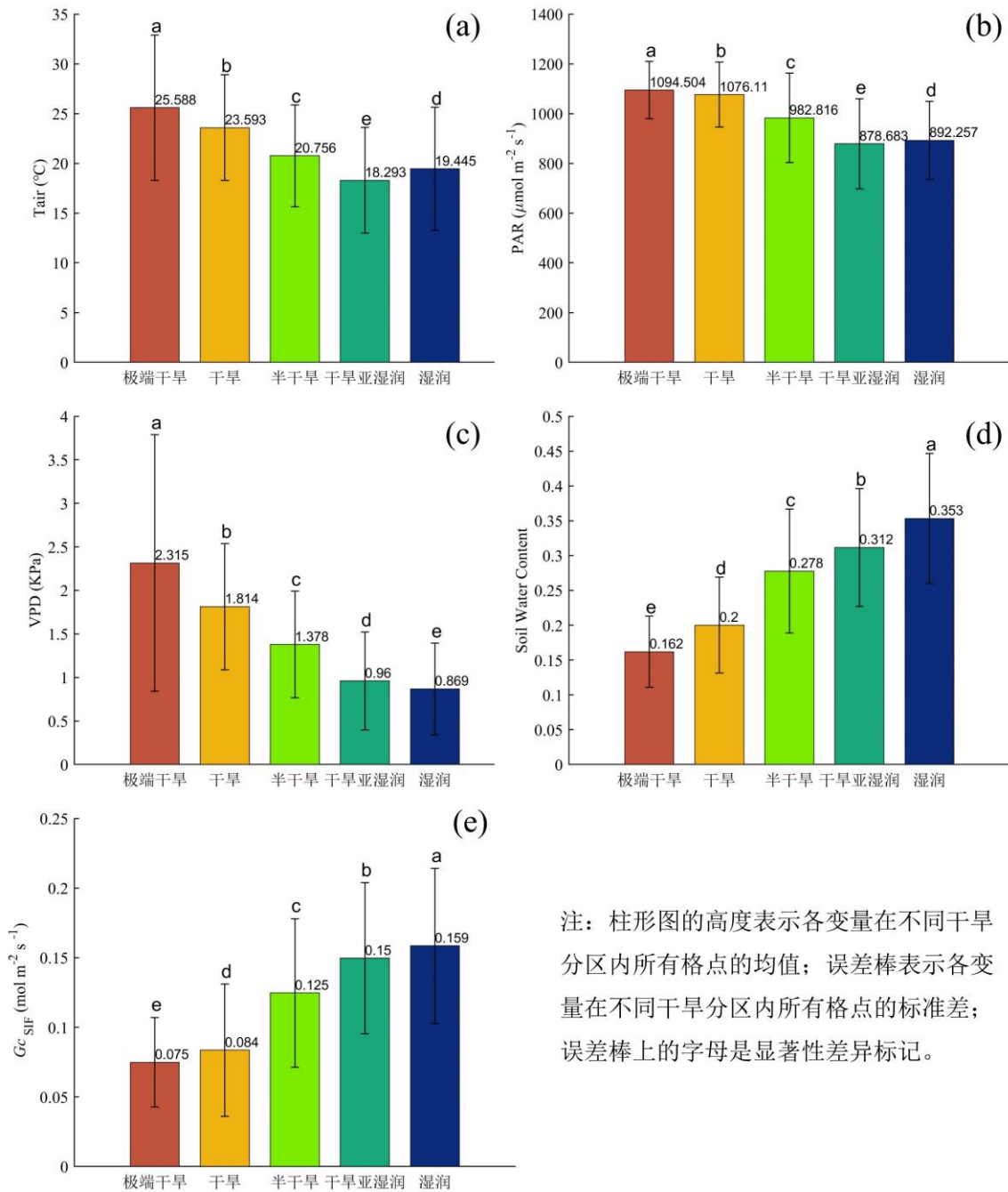


图 4-3 全球不同区域内主要环境因子 (a) 空气温度、(b) 光合有效辐射、(c) 饱和水汽压差、(d) 土壤含水量及 (e) 冠层气孔导度的差异

Figure 4-3. Difference of major environmental factors (a) T_{air} , (b) PAR, (c) VPD, (d) SWC and (e) $G_c\text{-SIF}$ in global different regions.

本研究将全球 2019~2020 年日平均 $G_c\text{-SIF}$ 及其对应格点的环境因子进行分区统计，图 4-3 展示了全球不同干旱分区内主要环境因子（图 4-3 a-d）及 $G_c\text{-SIF}$ （图 4-3 e）的

差异。从字母标记可以看出全球不同干旱分区内的主要环境因子及 $G_c\text{-SIF}$ 均具有显著差异。空气温度 T_{air} (图 4-3 a) 在极端干旱区内的平均值最高 ($25.588\text{ }^{\circ}\text{C}$), 在干旱亚湿润区内的平均值最低 ($18.293\text{ }^{\circ}\text{C}$), 并从极端干旱区到干旱亚湿润区递减, 在湿润区内的平均值 ($19.445\text{ }^{\circ}\text{C}$) 介于半干旱区和干旱亚湿润区之间。不同区域内的光合有效辐射 PAR (图 4-2 b) 差异与 T_{air} 相似, 平均值由大到小依次为极端干旱区 ($1094.504\text{ }\mu\text{mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$) > 干旱区 > 半干旱区 > 湿润区 > 干旱亚湿润区 ($878.683\text{ }\mu\text{mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$)。饱和水汽压差 VPD (图 4-3 c) 的平均值随着干旱指数的增大从极端干旱区 (2.315 KPa) 到湿润区 (0.869 KPa) 而逐渐减小, 并在极端干旱区拥有较大的标准差。不同区域内的土壤含水量 SWC (图 4-2 d) 差异与 VPD 刚好相反, 平均值随着干旱指数的增大从极端干旱区 (0.162) 到湿润区 (0.353) 逐渐增大。不同区域内的冠层气孔导度 $G_c\text{-SIF}$ (图 4-3 e) 差异与 SWC 一致, 平均值由大到小依次为湿润区 ($0.159\text{ mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$) > 干旱亚湿润区 ($0.15\text{ mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$) > 半干旱区 ($0.125\text{ mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$) > 干旱区 ($0.084\text{ mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$) > 极端干旱区 ($0.075\text{ mol m}^{-2}\text{ s}^{-1}$)。

4.2.2 不同区域内冠层气孔导度对环境因子的响应

本研究将全球 2019~2020 年日平均 $G_c\text{-SIF}$ 对主要环境因子的响应进行分区统计, 假设其他因素对 $G_c\text{-SIF}$ 影响不变的情况下, 图 4-4 展示了全球不同干旱分区内日平均 $G_c\text{-SIF}$ 对主要环境因子 (图 4-4 a、e、l、m、q 空气温度 T_{air} ; b、f、j、n、r 光合有效辐射 PAR; c、g、k、o、s 饱和水汽压差 VPD; c、g、k、o、s 土壤含水量 SWC) 的响应, 浅色圆圈表示不同干旱分区内所有格点的 2019~2020 年日平均 $G_c\text{-SIF}$, 星号表示每段环境因子区间内所对应格点 $G_c\text{-SIF}$ 的平均值, 误差棒表示这段区间内所对应格点 $G_c\text{-SIF}$ 的标准差。结果表明, 不同干旱分区内 $G_c\text{-SIF}$ 对环境因子的响应并不相同。

当 T_{air} 逐渐升高时, 极端干旱区内的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值减小, 呈明显的负相关关系; 干旱区内的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值呈现先增大后减小的趋势, 最高平均值出现在 $7\text{ }^{\circ}\text{C}$ 左右; 半干旱区、干旱亚湿润区和湿润区的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值随 T_{air} 升高均呈现“双峰”趋势, 半干旱区和干旱亚湿润区的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值在 T_{air} 小于 $5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时波动较大, 但整体呈上升趋势, 当 T_{air} 在 $12\text{ }^{\circ}\text{C}$ 左右时出现“谷值”, 在 $19\text{ }^{\circ}\text{C}$ 左右时出现第二个“峰值”, 随后当 T_{air} 大于 $19\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时呈逐渐下降趋势; 相比之下湿润区的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值整体波动较小, 两个“峰值”先后出现于 $3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $18\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。当 PAR 逐渐增大时, 极端干旱区内的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值呈现逐渐增大的趋势; 干旱区和半干旱区内的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值呈现先增大后减小的趋势, 但整体变化较为平稳; 干旱亚湿润区和湿润区的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值呈现先平稳波动会下降的趋势。当 VPD 逐渐增大时, 极端干旱区内的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值减小, 呈明显的负相关关系; 而干旱区、半干旱区内、干旱亚湿润区和湿润区的 $G_c\text{-SIF}$ 平均值均呈现先增大后减小的趋势, 当 VPD 为 1 KPa 时, $G_c\text{-SIF}$ 平均值最大。当 SWC 逐渐增大时, 所有区

域内的 G_c -SIF 平均值均呈先减小后增加并逐渐保持稳定的趋势, 极端干旱区、干旱区、半干旱区内和干旱亚湿润区的 G_c -SIF 平均值在 SWC 为 0.12 左右时最低, 湿润区的 G_c -SIF 平均值在 SWC 为 0.18 左右时最低。 G_c -SIF 平均值随 SWC 的变化具有一定的阈值, 当 SWC 大于 0.3 时, 所有区域内的 G_c -SIF 均趋于稳定。

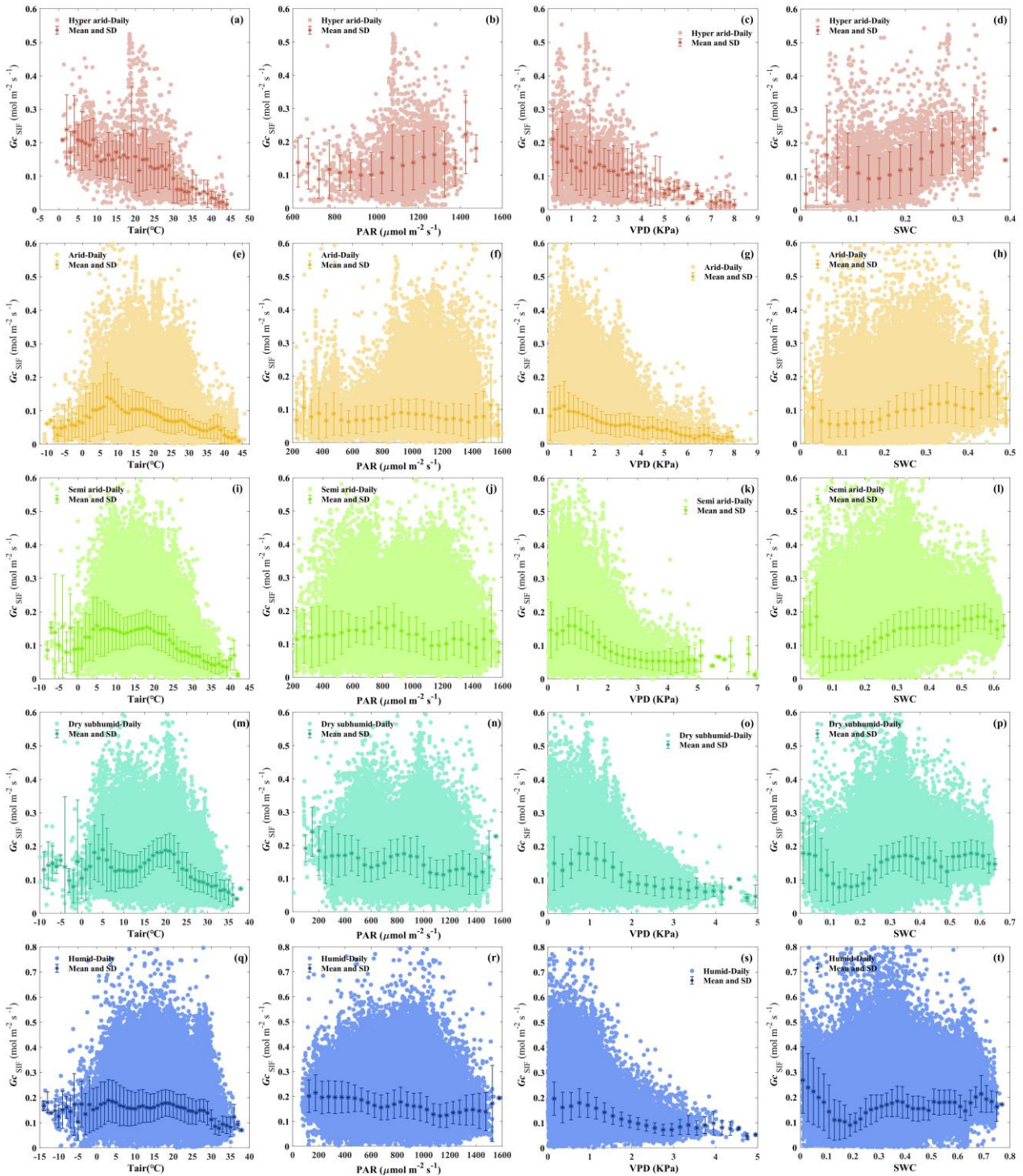


图 4-4 全球不同区域内日平均 G_c -SIF 对主要环境因子的响应

(a-d) 极端干旱区、(e-h) 干旱区、(i-l) 半干旱区、(m-p) 干旱亚湿润区、(q-t) 湿润区

Figure 4-4. Response simulation of daily average G_c -SIF to major environmental factors in global different regions. (a-d) hyper arid, (e-h) arid, (i-l) semi arid, (m-p) dry subhumid, and (q-t) humid.

4.3 冠层气孔导度的环境因子归因

4.3.1 相关性分析

为了进一步对全球植被基于 SIF 的冠层气孔导度变化进行归因, 本研究对全球 2019~2020 年日平均 G_c -SIF 的逐格点变化与主要环境因子的 Pearson 相关性进行了分析。图 4-5 和 4-6 分别显示了全球 2019~2020 年(共 731 天)日平均 G_c -SIF 与主要环境因子(空气温度 T_{air} ; 光合有效辐射 PAR; 饱和水汽压差 VPD; 土壤含水量 SWC)的相关性和相关关系显著性。

结果表明: 2019~2020 年期间日平均 G_c -SIF 与 T_{air} 、PAR 以及 VPD 在全球大部分地区存在显著的相关关系 ($p < 0.05$, 图 4-6 a b c)。日平均 G_c -SIF 与 T_{air} 在美国中部和东部、北欧、东欧平原和亚洲东部等北温带地区存在显著的正相关关系, 而在亚马逊流域、刚果河流域和南亚、东南亚等热带地区存在显著的负相关关系(图 4-5 a, 图 4-6 a); 日平均 G_c -SIF 与 PAR 在美国东部、欧洲和亚洲东部等部分地区也存在显著的正相关关系, 但相关系数并不高, 而在亚马逊流域、刚果河流域和东南亚等热带地区仍存在显著的负相关关系(图 4-5 b, 图 4-6 b); 日平均 G_c -SIF 与 VPD 除在美国东部、北欧、东欧平原和亚洲东部部分地区存在正相关关系外, 在全球大部分区域都表现出显著的负相关关系(图 4-5 c, 图 4-6 c); 日平均 G_c -SIF 与 SWC 在全球大部分区域的相关关系并不是很强(图 4-5 d, 图 4-6 d)。

对于 G_c -SIF 随时间变化与环境因子相关性的空间分布情况, T_{air} 、PAR 和 VPD 与 G_c -SIF 相关关系的空间分布是相似的。在美国中部和东部、北欧、东欧平原和亚洲东部等地区, 年际水分充足, VPD 在较低的范围内增加并不会影响植物的蒸腾耗水, T_{air} 和 PAR 也多处于植物光合作用的最适范围内, 气孔开闭不受限制, T_{air} 和 PAR 的增加使植物气孔导度增加以更好的进行光合作用, 因此 T_{air} 、PAR 和 VPD 均与 G_c -SIF 存在正相关关系。而在亚马逊流域、刚果河流域和东南亚等热带地区, T_{air} 较高且季节变化较小, 较高的温度会限制植物气孔开放, 同时高温环境下 VPD 升高导致植物蒸腾作用增强, 引起了植物水势下降, 气孔导度减小从而减少蒸腾耗水, 因此 T_{air} 、PAR 和 VPD 均与 G_c -SIF 存在负相关关系。日平均 G_c -SIF 与 SWC 在全球大部分区域的相关关系并不是很强的原因可能是由于气孔导度随 SWC 的变化存在一定的阈值, 当 SWC 大于这个阈值也就是大部分区域不存在土壤水分限制时, SWC 变化并不会引起气孔导度强烈的变化。而部分 G_c -SIF 与 SWC 呈现显著正相关的区域(如美国东部、南美中南部、南非东部等), 恰恰是平均 SWC 较低(图 4-10)的区域, 说明这些区域可能受到土壤水分限制, 因此 G_c -SIF 会随着 SWC 的增加而增加。

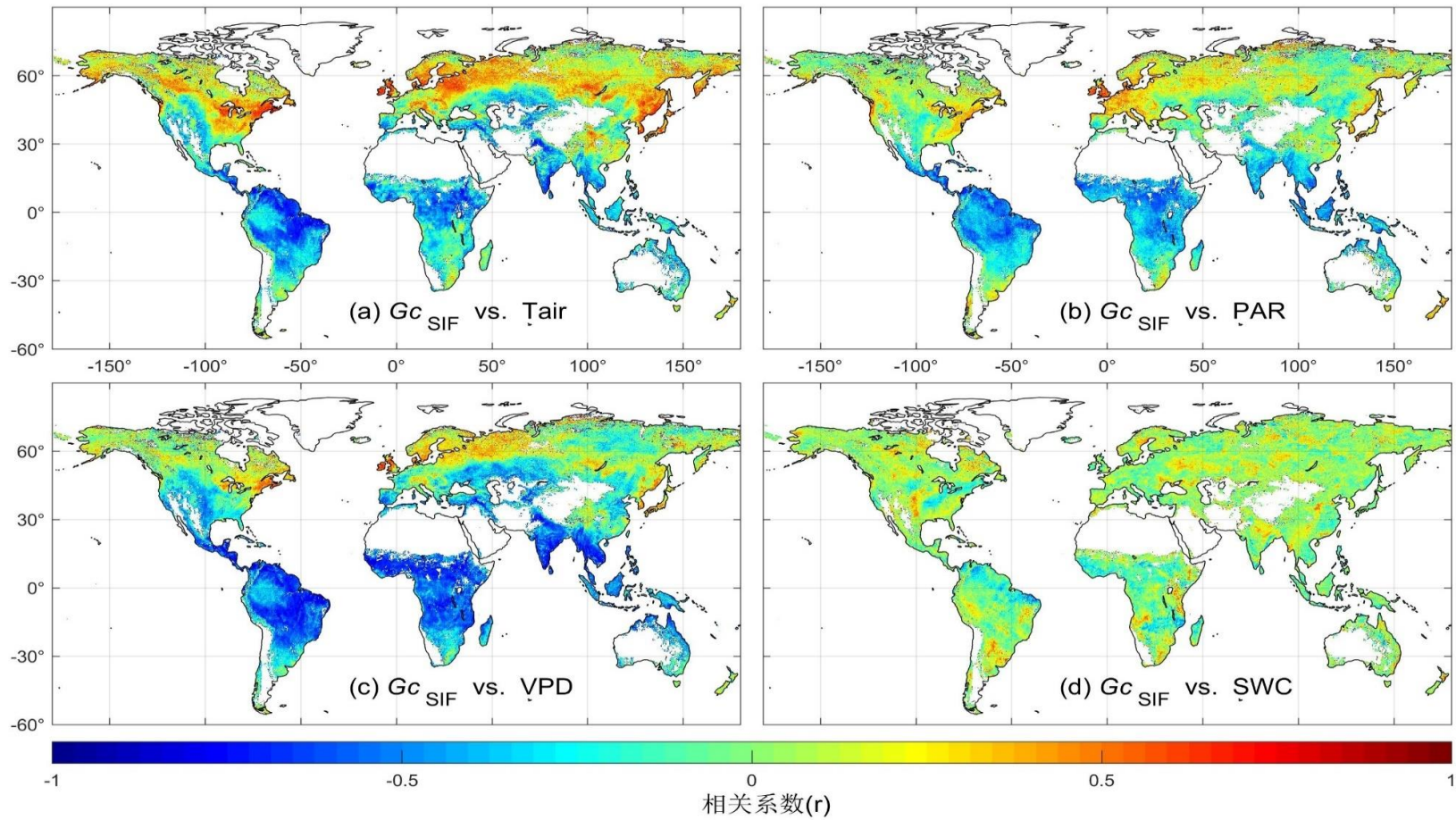


图 4-5 2019~2020 年全球日均 G_c -SIF 与主要环境因子 (a) 温度、(b) 光合有效辐射、(c) 饱和水汽压差、(d) 土壤含水量的相关性
Figure 4-5. Correlation coefficients (r) between the daily average G_c -SIF and major environmental factors (a) T_{air} , (b) PAR, (c) VPD, (d) SWC during 2019-2020 around the world.

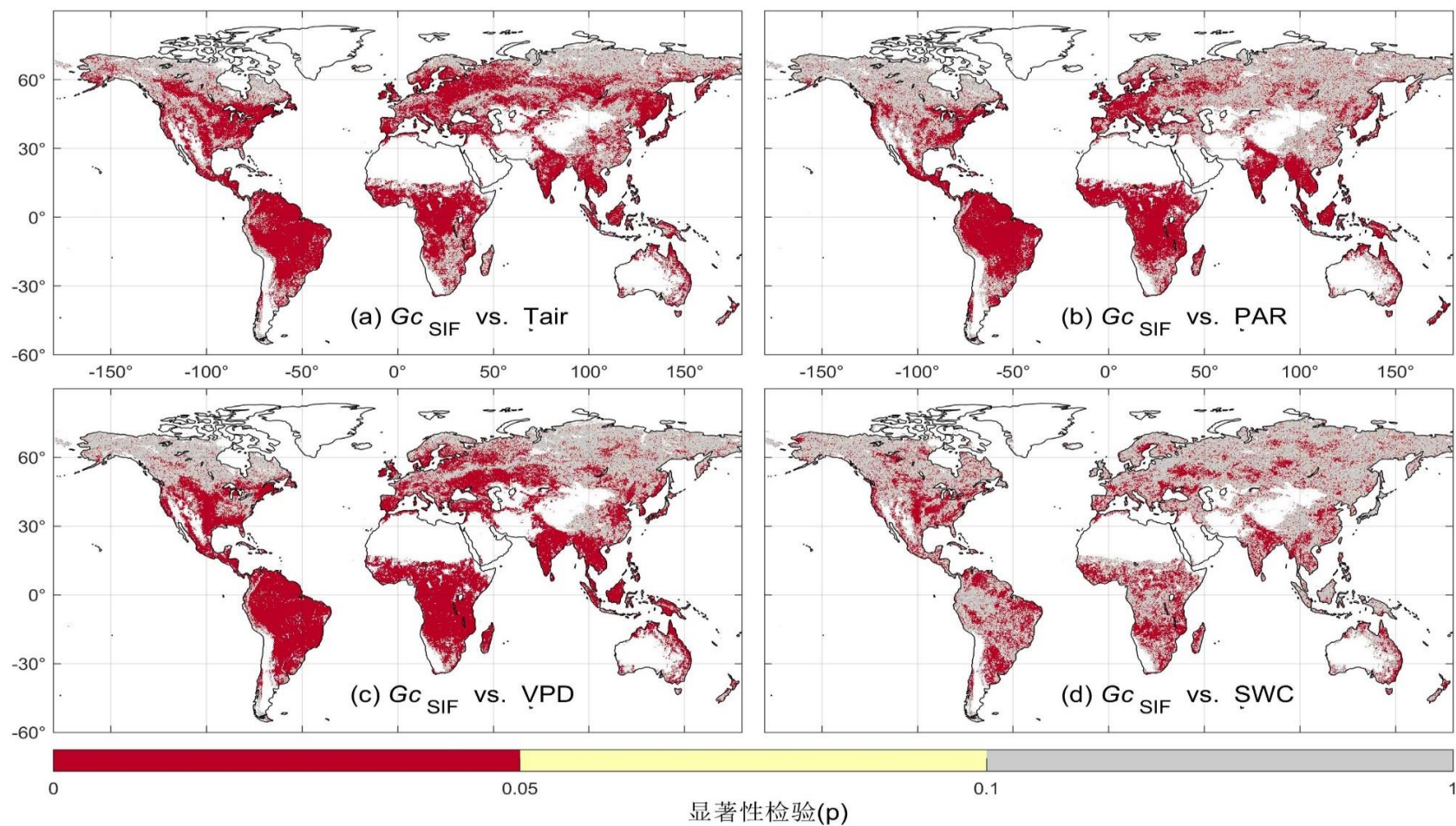


图 4-5 2019~2020 年全球日均 $G_c\text{-SIF}$ 与主要环境因子 (a) 温度、(b) 光合有效辐射、(c) 饱和水汽压差、(d) 土壤含水量的相关关系显著性
 Figure 4-5 Significance (p) between the daily average $G_c\text{-SIF}$ and major environmental factors (a) T_{air} , (b) PAR, (c) VPD, (d) SWC during 2019-2020 around the world.

4.3.2 解释力分析

为了进一步对全球植被基于 SIF 的冠层气孔导度空间分布特征进行归因, 本研究使用地理探测器模型对全球不同干旱分区内的 G_c -SIF 和主要环境因子进行了定量分析。为减小数据误差对结果的影响, 本研究使用全球 2019~2020 年间植被 G_c -SIF 的日平均值来描述全球植被 G_c , 并计算了 2019~2020 年的空气温度 T_{air} 、光合有效辐射 PAR、饱和水汽压差 VPD 和土壤含水量 SWC 的日平均值作为植被 G_c 的环境解释因子。

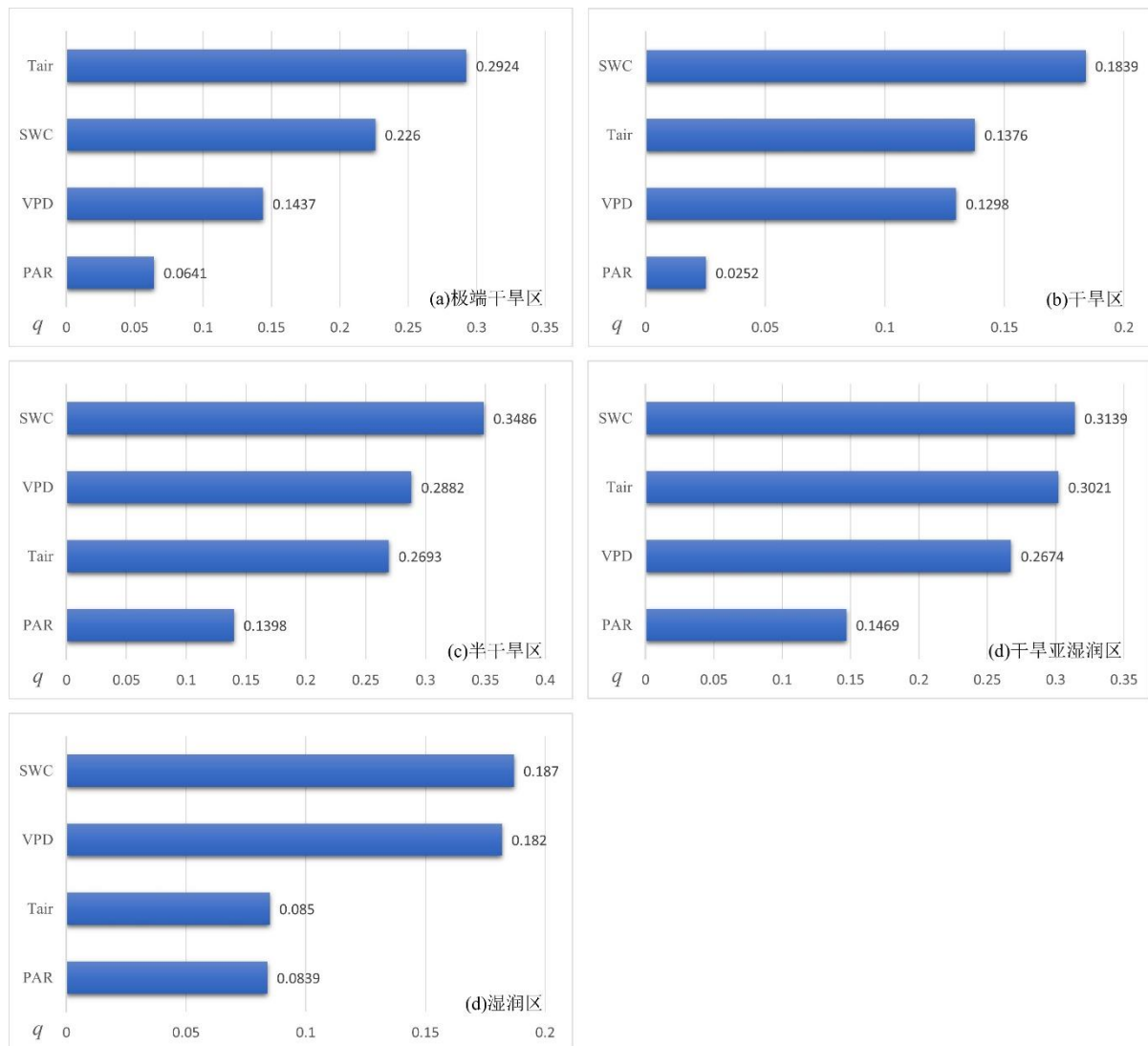


图 4-7 全球不同区域 (a) 极端干旱区、(b) 干旱区、(c) 半干旱区、(d) 干旱亚湿润区和 (e) 湿润区内基于单因子探测的环境变量对冠层气孔导度的解释力

Figure 4-7. The explanatory power of environmental variables to G_c -SIF investigated by the single factor detector in global different regions (a) hyper arid, (b) arid, (c) semi arid, (d) dry subhumid, and (e) humid.

基于单因子探测发现单一环境变量对植被 G_c -SIF 的解释力 q 值在全球不同区域内存在差异 (图 4-7)。在极端干旱区, 环境驱动因子解释力最强的是 T_{air} (0.2924), 随后依次是 SWC (0.226)、VPD (0.1437) 和 PAR (0.226)。在干旱区、半干旱区、干旱亚湿润区和湿润区, 环境因子解释力最强的均是 SWC, 最差的均是 PAR。在干旱区和干旱亚湿润区, T_{air} 的解释力略强于 VPD; 在半干旱区和湿润区, VPD 的解释力则强于 T_{air} 。总的来说, 半干旱区和干旱亚湿润区的环境因子对 G_c -SIF 的影响整体较强, 尤其是半干旱区 SWC 的解释力可达 0.3486; 干旱区和湿润区的环境因子对 G_c -SIF 的影响整体偏弱, 尤其是干旱区 PAR 的解释力仅为 0.0252。

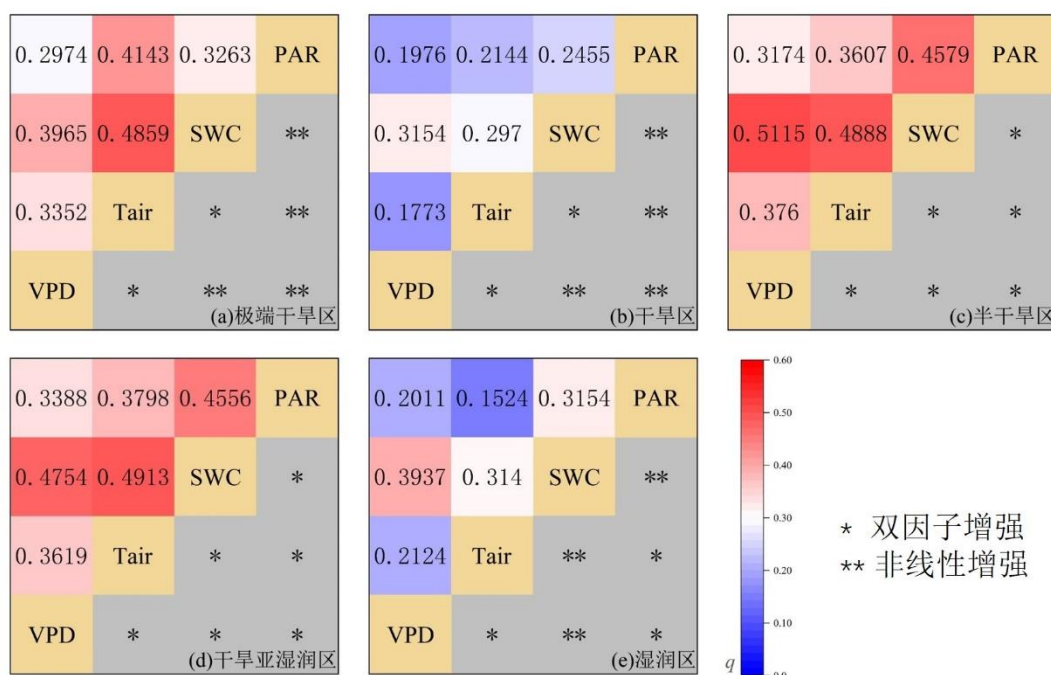


图 4-8 全球不同区域 (a) 极端干旱区、(b) 干旱区、(c) 半干旱区、(d) 干旱亚湿润区和 (e) 湿润区内基于双因子交互探测的环境变量对冠层气孔导度的解释力

Figure 4-8. The explanatory power of environmental variables to G_c -SIF investigated by the double factor interaction detector in global different regions (a) hyper arid, (b) arid, (c) semi arid, (d) dry subhumid, and (e) humid.

本研究还使用交互探测器来评估全球不同区域内环境因子的交互作用对植被 G_c -SIF 的空分布格局的解释度, 以进一步分析全球植被冠层气孔导度的环境影响因素。交互探测结果 (图 4-8) 表明: 不同环境因子之间的交互作用均为增强型, 包括双因子增强型和非线性增强型两种类型, 不存在减弱或独立的关系。这意味着任意两个环境因子的交互作用对植被 G_c -SIF 的影响均大于单一环境因子的影响。SWC 与其它环境因子交互作用的解释力仍然占据主导地位, 在极端干旱区和干旱亚湿润区, SWC 和 T_{air} 的交互作用 [$q(SWC \cap T_{air})$] 对 G_c -SIF 空间分布解释力最强, 分别为 0.4859 和 0.4913;

在干旱区、半干旱区和湿润区，SWC 和 VPD 的交互作用 [q (SWC \cap VPD)] 对 G_c -SIF 空间分布解释力最强，分别为 0.3154、0.5115 和 0.3937。同时注意到在极端干旱区和干旱区，PAR 与其他因子交互作用于 G_c -SIF 时，以及湿润区的 SWC 与其他因子交互作用于 G_c -SIF 时，均产生非线性增强效应，即两因素交互作用对 G_c -SIF 分布的解释力大于两因素单独作用时的解释力之和。而半干旱区和干旱亚湿润区的所有环境因子交互起作用时，均产生双因子增强效应，解释力没有非线性增强型显著。因此，需重视极端干旱区和干旱区内 PAR 对其他因子的增强作用，以及湿润区内 SWC 对其他因子的增强作用。

4.4 讨论

从本研究模拟出的全球不同区域内植被冠层气孔导度 G_c -SIF 的差异（图 4-2 e）来看， G_c -SIF 在越是干旱地区内的平均值大小就越低，这是因为在干旱的环境下，植物会通过调整气孔的大小和数量来保持水分平衡和避免过度蒸腾（Chaves et al. 2002），且干旱条件下土壤中的盐分浓度往往会升高，高盐浓度会使植物的根系遇到水分应力，从而影响植物的生长和气孔导度（Flexas et al. 2004）。

本研究模拟出的全球不同区域内 G_c -SIF 对主要环境因子的响应（图 4-3）与前人的研究结果也较为一致：随着气温 T_{air} 的升高，极端干旱区域的 G_c -SIF 平均值逐渐减小，其余地区的 G_c -SIF 平均值均呈现先增大后减小的趋势，这是因为植物在较低的 T_{air} 下，光合作用速率通常较慢，当 T_{air} 升高时，植物会增加气孔导度以便更好地吸收 CO_2 进行光合作用，然而随着 T_{air} 的继续升高，植物蒸腾作用过强可能会面临脱水压力，保卫细胞失水导致气孔关闭以保持水分平衡（Franks and Farquhar 2001），因此 G_c -SIF 存在一个最适温度；当光和有效辐射 PAR 的增加时，所有区域的 G_c -SIF 平均值虽然变化幅度不大，但大致均呈现先增大后减小的趋势，这是因为 PAR 的增加可以提高植物光合作用的速率，从而促进气孔开放以吸收更多的 CO_2 ，但强光照可能会导致 T_{air} 升高，植物蒸腾速率加快，叶水势降低致使气孔导度减小（高冠龙等 2016）；随着饱和水汽压差 VPD 的升高，极端干旱区域的 G_c -SIF 平均值逐渐减小，其余地区的 G_c -SIF 平均值均呈现先波动增大后双曲线型减小的趋势，这是因为较小的 VPD 通常对应于湿度较大且光照较弱的阴云天气，这种情况下的气孔导度会比在湿度较小的晴朗天气中小，而当 VPD 增加到一定值时，植物蒸腾作用不断增强引起了叶细胞及茎干中的水势下降，且 VPD 增加会驱动环境中土壤蒸发作用增强，可能导致干旱胁迫加剧气孔导度的减小（李泽卿等 2020），植被在极端干旱区域受水分胁迫的可能性更大，因此导致 G_c -SIF 平均值随 VPD 的增加而减小；当土壤含水量 SWC 逐渐增大并超过一定限制时，所有区域内的 G_c -SIF 平均值均不再随着 SWC 的增加而增加，这是因为当 SWC 在一定阈值内增加时，植物根系能够更容易地吸收到水分，植物体内的水分供应更加充足，促使气

孔开放 G_c -SIF 增加, 而当 SWC 超过这个阈值后, 土壤的毛细管作用变弱使水分无法继续向上输送到植物根系, 从而限制了植物气孔开放, G_c -SIF 保持在稳定的状态 (Harris et al. 2004; Oren et al. 1998)。然而本研究还发现当 SWC 较小时, 各个干旱分区内均有一些格点的 G_c -SIF 值偏大, 这似乎是不太合理的表现, 因为当 SWC 较小时, 植物大概率会因受到水分胁迫而关闭气孔。进一步研究发现这些格点 (SWC<0.1 且 G_c -SIF>0.1 mol m⁻² s⁻¹) 的分布如图 4-9 所示, 集中于北美洲五大湖附近和南美洲西海岸附近的点不应该出现 SWC 较低的情况, 这可能是由于本研究所使用的 SWC 数据不精确导致。集中于南美洲南部、萨赫勒地区和澳大利亚西南部的点均位于干旱区内, SWC 较低而 G_c -SIF 较高的原因可能是此处的植物会通过多种适应策略来应对干旱的环境, 比如通过减少气孔开放时间或将根系延伸到较深的土层中, 以便在水分稀缺的条件下最大程度地利用有限的水分 (Sperry and Love 2015)。

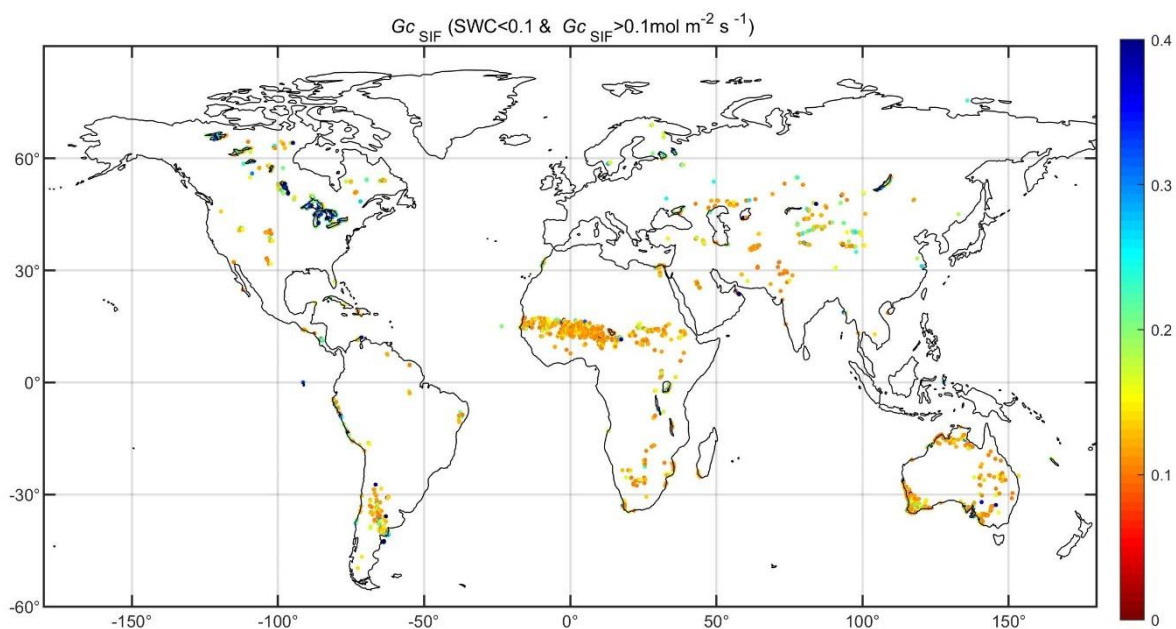


图 4-9 SWC 较低时 G_c -SIF 较高格点的分布 (SWC<0.1 且 G_c -SIF>0.1 mol m⁻² s⁻¹)

Figure 4-9. Distribution of grid points with high G_c -SIF when SWC is low.

(SWC < 0.1 & G_c -SIF > 0.1 mol m⁻² s⁻¹)

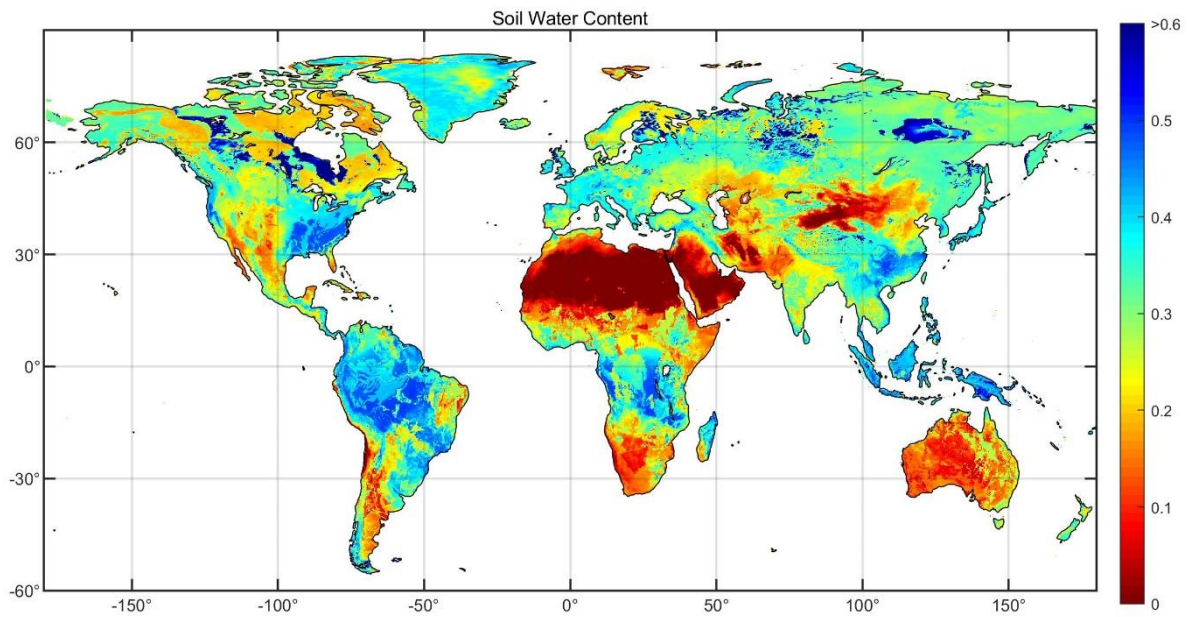


图 4-10 2019~2020 年全球日平均土壤含水量

Figure 4-10. Global average daily SWC over 2019~2020.

本研究通过地理探测器模型对全球不同干旱分区内的 G_c -SIF 和主要环境因子进行了定量分析，发现 SWC 及其与其它环境因子交互作用对 G_c -SIF 空间分布的解释力较强，PAR 的解释力较弱。这可能是因为 SWC 空间分布的不同使得土壤的水分输送能力不同，水分是植物生长和代谢所必需的物质，因此 SWC 的变化会直接影响到植物冠层气孔导度，且 SWC 可以调节气候因素（如缓冲气温的变化）对植物的影响，综上所述造成 SWC 对 G_c -SIF 空间分布的解释力较强。而 PAR 易受到温度、湿度、光强、 CO_2 浓度等多种因素的影响，这些因素难以被隔离和控制，因此虽然 PAR 对 G_c -SIF 空间分布的影响是存在的，但其解释力相对较弱，需要与其他环境因子共同作用才能更好地解释 G_c -SIF 的空间分布变化。在极端干旱区内，对 G_c -SIF 空间分布的环境因子解释力最强的是 T_{air} ，这可能是因为极端干旱区内土壤水分非常稀缺，SWC 对植物的水分供应已经没有显著的影响，因此 T_{air} 成为了 G_c -SIF 空间分布的主要解释因子，由于恶劣的气候条件会使得植物对水分的利用效率非常高，所以未来研究还需对 T_{air} 等环境因子进行更深入的研究，以了解其对植物生长和水分利用的影响。

4.5 小结

本章基于第三章模拟出的全球 2019~2020 年日尺度植被 G_c -SIF，探讨全球不同干旱分区内 G_c -SIF 的差异及其对环境因子的响应，并对环境因子与 G_c -SIF 的相关性和其解释力进行了分析，深入探究全球不同地区 G_c -SIF 的环境影响因素。得出以下结论：

(1) 全球不同干旱分区内的主要环境因子及 G_c -SIF 均具有显著的差异， G_c -SIF 在

不同干旱分区内的平均值大小与该地区干旱指数呈正相关关系。

(2) 全球不同干旱分区内的主要环境因子对 $G_c\text{-SIF}$ 的响应规律近似但不完全相同。在极端干旱区内, $G_c\text{-SIF}$ 平均值与 T_{air} 和 VPD 均呈明显的负相关关系;而在其他区域内,随着 T_{air} 或 VPD 的升高, $G_c\text{-SIF}$ 平均值整体均呈现先增大后减小的趋势。在所有区域内,随着 PAR 的增加, $G_c\text{-SIF}$ 平均值整体变化较为平稳;随着 SWC 的增加, $G_c\text{-SIF}$ 平均值在增加到一定阈值后均趋于稳定。

(3) 在美国中部和东部、北欧、东欧平原和亚洲东部等较年际水分充足且适宜植被生长地区, $G_c\text{-SIF}$ 与 T_{air} 、 PAR 和 VPD 存在正相关关系。在亚马逊流域、刚果河流域和东南亚等热带地区,植物易受到高温胁迫从而限制气孔开放, $G_c\text{-SIF}$ 与 T_{air} 、 PAR 和 VPD 存在负相关关系。在全球大部分不存在土壤水分限制的区域, SWC 变化并不会引起 $G_c\text{-SIF}$ 强烈的变化。

(4) SWC 及其与其它环境因子交互作用对 $G_c\text{-SIF}$ 空间分布的解释力较强, PAR 的解释力较弱。在极端干旱区内,对 $G_c\text{-SIF}$ 空间分布的环境因子解释力最强的是 T_{air} 。

第五章 结论与展望

5.1 主要结论

本研究基于气孔在植物碳水耦合中扮演着的角色以及 SIF 与光合作用的内在联系机制，构建了一个新的冠层气孔导度估算模型 G_c -SIF，该模型综合考虑了环境因子和植物生理特征对生态系统冠层气孔导度的共同影响。为了评估 G_c -SIF 模型的可靠性，本研究通过地面通量观测数据分别对模型方法和模拟结果进行了验证，并对 2019~2020 年日尺度的全球冠层气孔导度进行估算，探究全球 G_c -SIF 的时空变化特征。此外，本研究还探讨了 G_c -SIF 对环境因子的响应，并分别从季节变化和空间分布对 G_c -SIF 的环境因子进行归因，从而深入了解和解释全球不同干旱分区内 G_c -SIF 的差异。主要研究工作及结论如下：

(1) 本研究通过耦合 rMLR 光反应模型与 BBL 气孔导度模型，构建了基于 SIF 和环境因子的机理性模型 G_c -SIF，在杨凌农业试验站将 G_c -SIF 和通过 P-M 公式与潜热通量反推得到的 G_c -EC 进行比较，结果表明 G_c -SIF 模型具有较高的拟合精度，可用于冠层蒸腾量的模拟。

(2) 本研究引入遥感 TROPOMI-SIF 数据，将 G_c -SIF 模型应用于全球 2019~2020 年日尺度下 5 km 空间分辨率的冠层气孔导度估算。模拟结果显示，全球 G_c -SIF 具有明显的区域差异和季节性变化，其中美国中部、欧洲西部和中国东北部的 G_c -SIF 值较高，部分干旱和半干旱地区的 G_c -SIF 值较低；北半球大部分地区的 G_c -SIF 从春季到夏季明显增加，从夏季到秋季逐渐下降，冬季整体较低。本研究还使用 14 个 FLUX 通量站点数据对模拟结果进行验证，结果表明 G_c -SIF 模型在不同植被类型中的模拟精度存在差异，但总体模拟结果较为准确，为遥感大尺度蒸散发模型模拟提供了参考。

(3) 本研究探究了全球不同干旱分区内 G_c -SIF 的差异及其对环境因子的响应，研究发现越是干旱地区内的 G_c -SIF 平均值就越小，表明植被在干旱区域受水分胁迫的可能性更大。较高的 T_{air} 、PAR 和 VPD 会提高植物蒸腾速率从而导致 G_c -SIF 减小，SWC 的提高对 G_c -SIF 增加的影响存在一定阈值。 G_c -SIF 与 T_{air} 、PAR 和 VPD 在水分充足且适宜植被生长的地区存在显著正相关关系，在易受高温胁迫的热带地区存在显著负相关关系。利用地理探测器模型发现，SWC 及其与其它环境因子交互作用对 G_c -SIF 空间分布的解释力较强，表明土壤水分限制是影响植物 G_c -SIF 空间分布较为重要的因素。

5.2 论文创新点

本文创新点主要包括以下 2 个方面：

(1) 长期以来学者们对植被冠层气孔导度的模拟多为经验模型或半经验模型, 受限于环境条件和生态系统不能敏锐捕捉到冠层气孔导度的变化。本研究引入了日光诱导叶绿素荧光 SIF 这一与光合作用密切相关的“探针”, 模拟在环境因子和植物生理特征共同驱动下的植被冠层气孔导度。由于 SIF 比其他遥感植被参数对植物光合和水/热胁迫更加敏感, 因而将提高冠层气孔导度模拟的准确性。

(2) 本研究基于改进的机械光响应 rMLR 模型, 充分考虑植物生理变化过程, 构建出了基于 SIF 观测的植被冠层气孔导度模型 G_c -SIF, 并结合气象数据和遥感 SIF 信息, 首次在全球范围内监测植被冠层气孔导度的时空变化, 分析全球冠层气孔导度的环境影响因素, 对评估气候变化下区域和全球碳水通量的深入研究具有重要意义。

5.3 不足与展望

尽管本研究构建的 G_c -SIF 模型在站点和区域尺度均可以比较好地模拟植被冠层气孔导度的响应变化, 但理论框架所基于的“大叶”模型忽视了冠层内部叶片形态和结构的异质性, 且叶片之间的遮阴效应、气体交换等因素都会对冠层气孔导度的模拟产生影响。因此在下一步的研究中需考虑环境和植被冠层在垂直结构变化中的互馈作用, 并将不同光合作用效率的阴叶和阳叶进行区别分析, 以减少冠层内部各要素异质性的模拟值产生的误差 (Chen et al. 1999; 申双和等 2011; 王根绪等 2021)。

叶片在 25°C 时的最大羧化速率 $V_{C_{max25}}$ 是表征植物光合能力的重要参数, 不同植物功能类型的 $V_{C_{max25}}$ 具有显著的季节变化差异 (Croft et al. 2015), 且相同植物功能类型中不同年龄叶片的 $V_{C_{max25}}$ 也表现出不同的变化趋势 (Wang et al. 2020)。本研究在进行冠层气孔导度模拟时仅对不同植物功能类型设置固定的 $V_{C_{max25}}$, 并未考虑 $V_{C_{max25}}$ 的季节变化差异, 也并未考虑叶龄这一因素的影响。因此在下一步的研究特别是在区域乃至全球的冠层气孔导度模拟中, 需要考虑 $V_{C_{max25}}$ 的时空变化 (Lu et al. 2020), 并准确量化冠层中幼龄叶和老龄叶的比例。

尽管本研究基于的 rMLR 模型已经包含了 C4 植物的光合计算方法, 但由于缺乏准确的全球 C4 植物分布信息, 因此在模拟 2019 年和 2020 年的全球 G_c -SIF 时没有考虑 C4 植物的比例, 这就限制了区域冠层气孔导度模拟的精度。同时, 由于冠层气孔导度并不存在实测值, 用于验证模型结果的 G_c -EC 也是通过 P-M 模型和站点潜热通量反推 (公式 2-11) 得到, 且反推过程中忽视了土壤蒸发带来的影响, 因此本研究模拟结果的验证受到验证数据来源极大的限制, 这在今后的研究中需要细致的考虑。

本研究是以 TROPOMI-SIF 散点数据为基础进行模拟, TROPOMI-SIF 数据的时空分辨率在同类遥感 SIF 产品中表现较好, 但依然存在数据缺失及混合像元所带来的误差, 这也是目前大尺度模拟研究中使用遥感数据普遍存在的问题。未来需要更好地解决遥感科学中混合像元的问题, 以实现区域精细化模拟研究。

参考文献

- 储长树, 卢显富. 1995. Penman-Monteith公式中冠层阻抗的合成方法. 南京气象学院学报, 18(4): 494-499
- 范嘉智, 王丹, 胡亚林, 景盼盼, 王朋朋, 陈吉泉. 2016. 最优气孔行为理论和气孔导度模拟. 植物生态学报, 40(6): 31-42
- 高冠龙, 张小由, 常宗强, 鱼腾飞, 赵虹. 2016. 植物气孔导度的环境响应模拟及其尺度扩展. 生态学报, 36(6): 1491-1500
- 郭飞, 吉喜斌, 金博文, 赵丽雯, 焦丹丹, 赵文玥, 张靖琳. 2020. 西北干旱区灌溉绿洲农田生态系统冠层导度估算及其在蒸散计算中的应用. 地球科学进展, 35(5): 523-533
- 黄辉. 2008. 植被冠层导度和水碳通量耦合关系的时空变异特征及其模拟研究. [博士学位论文]. 北京: 中国科学院地理科学与资源研究所
- 黄辉, 于贵瑞, 孙晓敏, 王秋凤, 赵风华, 李俊, 欧阳竹. 2007. 华北平原冬小麦冠层导度的环境响应及模拟. 生态学报, 27(12): 5209-5221
- 焦醒, 刘广全, 匡尚富, 土小宁. 2010. Penman-Monteith模型在森林植被蒸散研究中的应用. 水利学报, 41(2): 245-252
- 李泽卿, 黄永梅, 潘莹萍, 陈慧颖, 胡广荣, 杨崇曜. 2020. 高山嵩草气孔导度对环境因子的响应模拟. 生态学报, 40(24): 9094-9107
- 廖颖, 王心源, 周俊明. 2016. 基于地理探测器的大熊猫生境适宜度评价模型及验证. 地球信息科学学报, 18(6): 767-778
- 刘文娜, 贾剑波, 余新晓, 贾国栋, 侯贵荣. 2017. 华北山区侧柏冠层气孔导度特征及其对环境因子的响应. 应用生态学报, 28(10): 3217-3226
- 刘新杰, 刘良云. 2013. 叶绿素荧光的GOSAT卫星遥感反演. 遥感学报, 17(6): 1518-1532
- 申双和, 张雪松, 欧阳竹. 2011. 双叶模型在冬小麦田冠层CO₂通量多层模拟中的应用. 气象学报, 69(05): 819-829
- 孙忠秋, 高显连, 杜珊珊, 刘新杰. 2021. 全球日光诱导叶绿素荧光卫星遥感产品研究进展与展望. 遥感技术与应用, 36(05): 1044-1056
- 王根绪, 夏军, 李小雁, 杨达, 胡兆永, 孙守琴, 孙向阳. 2021. 陆地植被生态水文过程前沿进展: 从植物叶片到流域. 科学通报, 66(28): 3667-3683
- 王劲峰, 徐成东. 2017. 地理探测器: 原理与展望. 地理学报, 72(1): 116-134
- 王冉, 刘志刚, 杨沛琦. 2012. 植物日光诱导叶绿素荧光的遥感原理及研究进展. 地球科学进展, 27(11): 1221-1228
- 闫雨杏, 吕肖良, 王亚凯, 于强. 2023. 日光诱导叶绿素荧光研究及应用的文献计量分析. 中国农业气象, 44(02): 106-122
- 于贵瑞. 2010. 植物光合、蒸腾与水分利用的生理生态学. 北京: 科学出版社
- 于强. 2007. 农田生态过程与模型. 北京: 科学出版社
- 张永江, 刘良云, 侯名语, 刘连涛, 李存东. 2009. 植物叶绿素荧光遥感研究进展. 遥感学报, 13(5):

963-978

- 张振, 辛晓洲, 裔传祥, 彭志晴, 柳钦火. 2021. 考虑植被类型的冠层气孔导度模型. *农业工程学报*, 37(03): 164-172
- 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
- 朱绪超, 袁国富, 邵明安, 杜涛. 2016. 塔里木河下游河岸柽柳林冠层导度变化特征及模拟. *生态学报*, 36(17): 5459-5466
- Arain M A, Black T A, Barr A G, Jarvis P G, Massheder J M, Verseghy D L, Nesic Z. 2002. Effects of seasonal and interannual climate variability on net ecosystem productivity of boreal deciduous and conifer forests. *Canadian Journal of Forest Research*, 32(5): 878-891
- Avissar R, Pielke R A. 1991. The impact of plant stomatal control on mesoscale atmospheric circulations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 54(2-4): 353-372
- Bacour C, Maignan F, MacBean N, Porcar Castell A, Flexas J, Frankenberg C, Peylin P, Chevallier F, Vuichard N, Bastrikov V. 2019. Improving estimates of gross primary productivity by assimilating solar - induced fluorescence satellite retrievals in a terrestrial biosphere model using a process-based SIF model. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 124(11): 3281-3306
- Bai Y, Zhang J, Zhang S, Yao F, Magliulo V. 2018. A remote sensing based two-leaf canopy conductance model: Global optimization and applications in modeling gross primary productivity and evapotranspiration of crops. *Remote sensing of environment*, 215: 411-437
- Ball J T, Woodrow I E, Berry J A. 1987. A model predicting stomatal conductance and its contribution to the control of photosynthesis under different environmental conditions. *Progress in photosynthesis research*, (4): 221-224
- Berkelhammer M, Alsip B, Matamala R, Cook D, Whelan M E, Joo E, Bernacchi C, Miller J, Meyers T. 2020. Seasonal evolution of canopy stomatal conductance for a prairie and maize field in the midwestern United States from continuous carbonyl sulfide fluxes. *Geophysical Research Letters*, 47(6): e2019GL085652
- Biederman J A, Scott R L, Bell T W, Bowling D R, Dore S, Garatuza Payan J, Kolb T E, Krishnan P, Krofcheck D J, Litvak M E. 2017. CO₂ exchange and evapotranspiration across dryland ecosystems of southwestern North America. *Global Change Biology*, 23(10): 4204-4221
- Bonan G B, Williams M, Fisher R A, Oleson K W. 2014. Modeling stomatal conductance in the earth system: linking leaf water-use efficiency and water transport along the soil-plant-atmosphere continuum. *Geoscientific Model Development*, 7(5): 2193-2222
- Borsdorff T, Hu H, Hasekamp O, Sussmann R, Rettinger M, Hase F, Gross J, Schneider M, Garcia O, Stremme W. 2018. Mapping carbon monoxide pollution from space down to city scales with daily global coverage. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(10): 5507-5518
- Chang C Y, Guanter L, Frankenberg C, Köhler P, Gu L, Magney T S, Grossmann K, Sun Y. 2020. Systematic assessment of retrieval methods for canopy far-red solar induced chlorophyll fluorescence using high-frequency automated field spectroscopy. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(7): e2019JG005533
- Chaves M M, Pereira J S, Maroco J, Rodrigues M L, Ricardo C P P, Osório M L, Carvalho I, Faria T,

- Pinheiro C. 2002. How plants cope with water stress in the field? Photosynthesis and growth. *Annals of botany*, 89(7): 907-916
- Chen J M, Liu J, Cihlar J, Goulden M L. 1999. Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications. *Ecological modelling*, 124(2-3): 99-119
- Collatz G J, Ball J T, Griwet C, Berry J A. 1991. Physiological and environmental regulation of stomatal conductance, photosynthesis and transpiration: a model that includes a laminar boundary layer. *Agricultural and Forest meteorology*, 54(2-4): 107-136
- Collatz G J, Ribas-Carbo M, Berry J A. 1992. Coupled photosynthesis-stomatal conductance model for leaves of C4 plants. *Functional Plant Biology*, 19(5): 519-538
- Cook B D, Davis K J, Wang W, Desai A, Berger B W, Teclaw R M, Martin J G, Bolstad P V, Bakwin P S, Yi C. 2004. Carbon exchange and venting anomalies in an upland deciduous forest in northern Wisconsin, USA. *Agricultural and Forest Meteorology*, 126(3-4): 271-295
- Cowan I R. 1978. Stomatal behaviour and environment. *Advances in botanical research*, (4): 117-228
- Cox P M, Huntingford C, Harding R J. 1998. A canopy conductance and photosynthesis model for use in a GCM land surface scheme. *Journal of Hydrology*, 212: 79-94
- Croft H, Chen J M, Froelich N J, Chen B, Staebler R M. 2015. Seasonal controls of canopy chlorophyll content on forest carbon uptake: Implications for GPP modeling. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 120(8): 1576-1586
- Dai Y, Xin Q, Wei N, Zhang Y, Shangguan W, Yuan H, Zhang S, Liu S, Lu X. 2019. A global high-resolution data set of soil hydraulic and thermal properties for land surface modeling. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11(9): 2996-3023
- Damm A, Elbers J, Erler A, Gioli B, Hamdi K, Hutjes R, Kosvancova M, Meroni M, Miglietta F, Moersch A. 2010. Remote sensing of sun-induced fluorescence to improve modeling of diurnal courses of gross primary production (GPP). *Global Change Biology*, 16(1): 171-186
- Dengel S, Grace J. 2010. Carbon dioxide exchange and canopy conductance of two coniferous forests under various sky conditions. *Oecologia*, 164: 797-808
- Desai A R. 2010. Climatic and phenological controls on coherent regional interannual variability of carbon dioxide flux in a heterogeneous landscape. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 115(G3)
- Du S, Liu L, Liu X, Zhang X, Zhang X, Bi Y, Zhang L. 2018. Retrieval of global terrestrial solar-induced chlorophyll fluorescence from TanSat satellite. *Science Bulletin*, 63(22): 1502-1512
- Farquhar G D, von Caemmerer S V, Berry J A. 1980. A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. *planta*, 149: 78-90
- Feng H, Xu T, Liu L, Zhou S, Zhao J, Liu S, Xu Z, Mao K, He X, Zhu Z. 2021. Modeling Transpiration with Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence Observations via Carbon-Water Coupling Methods. *Remote Sensing*, 13(4): 804
- Fischer M L, Billesbach D P, Berry J A, Riley W J, Torn M S. 2007. Spatiotemporal variations in growing season exchanges of CO₂, H₂O, and sensible heat in agricultural fields of the Southern Great Plains. *Earth Interactions*, 11(17): 1-21
- Flexas J, Bota J, Loreto F, Cornic G, Sharkey T D. 2004. Diffusive and metabolic limitations to

- photosynthesis under drought and salinity in C3 plants. *Plant biology*, 6(03): 269-279
- Fraga H, Molitor D, Leolini L, Santos J A. 2020. What is the impact of heatwaves on European viticulture? A modelling assessment. *Applied Sciences*, 10(9): 3030
- Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, Badgley G, Saatchi S S, Lee J E, Toon G C, Butz A, Jung M, Kuze A. 2011. New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: Patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. *Geophysical Research Letters*, 38(17)
- Frankenberg C, O'Dell C, Berry J, Guanter L, Joiner J, Köhler P, Pollock R, Taylor T E. 2014. Prospects for chlorophyll fluorescence remote sensing from the Orbiting Carbon Observatory-2. *Remote Sensing of Environment*, 147: 1-12
- Franks P J, Farquhar G D. 2001. The effect of exogenous abscisic acid on stomatal development, stomatal mechanics, and leaf gas exchange in *Tradescantia virginiana*. *Plant physiology*, 125(2): 935-942
- Gelaro R, McCarty W, Suárez M J, Todling R, Molod A, Takacs L, Randles C A, Darmenov A, Bosilovich M G, Reichle R. 2017. The modern-era retrospective analysis for research and applications, version 2 (MERRA-2). *Journal of climate*, 30(14): 5419-5454
- Gentine P, Green J K, Guérin M, Humphrey V, Seneviratne S I, Zhang Y, Zhou S. 2019. Coupling between the terrestrial carbon and water cycles-a review. *Environmental Research Letters*, 14(8): 083003
- Griffis T J, Sargent S D, Lee X, Baker J M, Greene J, Erickson M, Zhang X, Billmark K, Schultz N, Xiao W. 2010. Determining the oxygen isotope composition of evapotranspiration using eddy covariance. *Boundary-layer meteorology*, 137: 307-326
- Gu L, Falge E M, Boden T, Baldocchi D D, Black T A, Saleska S R, Suni T, Verma S B, Vesala T, Wofsy S C. 2005. Objective threshold determination for nighttime eddy flux filtering. *Agricultural and Forest Meteorology*, 128(3-4): 179-197
- Gu L, Han J, Wood J D, Chang C Y Y, 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
- Guan K, Berry J A, Zhang Y, Joiner J, Guanter L, Badgley G, Lobell D B. 2016. Improving the monitoring of crop productivity using spaceborne solar - induced fluorescence. *Global change biology*, 22(2): 716-726
- Guanter L, Bacour C, Schneider A, Aben I, van Kempen T A, Maignan F, Retscher C, Köhler P, Frankenberg C, Joiner J. 2021. The TROPOSIF global sun-induced fluorescence dataset from the Sentinel-5P TROPOMI mission. *Earth System Science Data*, 13(11): 5423-5440
- Guanter L, Frankenberg C, Dudhia A, Lewis P E, Gómez-Dans J, Kuze A, Suto H, Grainger R G. 2012. Retrieval and global assessment of terrestrial chlorophyll fluorescence from GOSAT space measurements. *Remote Sensing of Environment*, 121: 236-251
- Guanter L, Rossini M, Colombo R, Meroni M, Frankenberg C, Lee J, Joiner J. 2013. Using field spectroscopy to assess the potential of statistical approaches for the retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence from ground and space. *Remote Sensing of Environment*, 133: 52-61
- Guanter L, Zhang Y, Jung M, Joiner J, Voigt M, Berry J A, Frankenberg C, Huete A R, Zarco-Tejada P, Lee J. 2014. Global and time-resolved monitoring of crop photosynthesis with chlorophyll fluorescence. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(14): E1327-E1333
- Hanan N P, Prince S D. 1997. Stomatal conductance of West-Central Supersite vegetation in HAPEX-Sahel:

- measurements and empirical models. *Journal of Hydrology*, 188: 536-562
- Harris P P, Huntingford C, Cox P M, Gash J H, Malhi Y. 2004. Effect of soil moisture on canopy conductance of Amazonian rainforest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 122(3-4): 215-227
- He M, Kimball J S, Yi Y, Running S, Guan K, Jenco K, Maxwell B, Maneta M. 2019. Impacts of the 2017 flash drought in the US Northern plains informed by satellite-based evapotranspiration and solar-induced fluorescence. *Environmental Research Letters*, 14(7): 074019
- Hoshika Y, Fares S, Savi F, Gruening C, Goded I, De Marco A, Sicard P, Paoletti E. 2017. Stomatal conductance models for ozone risk assessment at canopy level in two Mediterranean evergreen forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 234: 212-221
- Hu Q, Yang J, Xu B, Huang J, Memon M S, Yin G, Zeng Y, Zhao J, Liu K. 2020. Evaluation of global decametric-resolution LAI, FAPAR and FVC estimates derived from Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 12(6): 912
- Jarvis P G. 1976. The interpretation of the variations in leaf water potential and stomatal conductance found in canopies in the field. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. B, Biological Sciences*, 273(927): 593-610
- Joiner J, Guanter L, Lindstrot R, Voigt M, Vasilkov A P, Middleton E M, Huemmrich K F, Yoshida Y, Frankenberg C. 2013. Global monitoring of terrestrial chlorophyll fluorescence from moderate spectral resolution near-infrared satellite measurements: Methodology, simulations, and application to GOME-2. *Atmospheric Measurement Techniques Discussions*, 6(2): 3883-3930
- Ju W, Chen J M, Black T A, Barr A G, Liu J, Chen B. 2006. Modelling multi-year coupled carbon and water fluxes in a boreal aspen forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 140(1-4): 136-151
- June T, Evans J R, Farquhar G D. 2004. A simple new equation for the reversible temperature dependence of photosynthetic electron transport: a study on soybean leaf. *Functional plant biology*, 31(3): 275-283
- Kattge J, Knorr W. 2007. Temperature acclimation in a biochemical model of photosynthesis: a reanalysis of data from 36 species. *Plant, cell & environment*, 30(9): 1176-1190
- Katul G, Manzoni S, Palmroth S, Oren R. 2010. A stomatal optimization theory to describe the effects of atmospheric CO₂ on leaf photosynthesis and transpiration. *Annals of botany*, 105(3): 431-442
- Kelliher F M, Köstner B, Hollinger D Y, Byers J N, Hunt J E, McSeveny T M, Meserth R, Weir P L, Schulze E. 1992. Evaporation, xylem sap flow, and tree transpiration in a New Zealand broad-leaved forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 62(1-2): 53-73
- Köhler P, Frankenberg C, Magney T S, Guanter L, Joiner J, 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
- Kowalczyk E A, Wang Y P, Law R M, Davies H L, McGregor J L, Abramowitz G. 2006. The CSIRO Atmosphere Biosphere Land Exchange (CABLE) model for use in climate models and as an offline model. *CSIRO Marine and Atmospheric Research Paper*, 13: 42
- Krause A G, Weis E. 1991. Chlorophyll fluorescence and photosynthesis: the basics. *Annual review of plant biology*, 42(1): 313-349
- Kučera J, Brito P, Jiménez M S, Urban J. 2017. Direct Penman-Monteith parameterization for estimating stomatal conductance and modeling sap flow. *Trees*, 31(3): 873-885

- Lee J E, Berry J A, van der Tol C, Yang X, Guanter L, Damm A, Baker I, Frankenberg C. 2015. Simulations of chlorophyll fluorescence incorporated into the Community Land Model version 4. *Global change biology*, 21(9): 3469-3477
- Leuning R. 1990. Modelling stomatal behaviour and photosynthesis of *Eucalyptus grandis*. *Functional Plant Biology*, 17(2): 159-175
- Leuning R. 1995. A critical appraisal of a combined stomatal-photosynthesis model for C₃ plants. *Plant, Cell & Environment*, 18(4): 339-355
- Li J, Ju W, He W, Wang H, Zhou Y, Xu M. 2019. An algorithm differentiating sunlit and shaded leaves for improving canopy conductance and vapotranspiration estimates. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 124(4): 807-824
- Lin Y, Medlyn B E, Duursma R A, Prentice I C, Wang H, Baig S, Eamus D, De Dios V R, Mitchell P, Ellsworth D S. 2015. Optimal stomatal behaviour around the world. *Nature Climate Change*, 5(5): 459-464
- Liu J, Chen J M, Cihlar J, Chen W. 1999. Net primary productivity distribution in the BOREAS region from a process model using satellite and surface data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 104(D22): 27735-27754
- Liu X, Liu L, Hu J, Guo J, Du S. 2020. 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
- Liu X, Liu Z, Liu L, Lu X, Chen J, Du S, Zou C. 2021. Modelling the influence of incident radiation on the SIF-based GPP estimation for maize. *Agricultural and Forest Meteorology*, 307: 108522
- Liu Y, Parolari A J, Kumar M, Huang C, Katul G G, Porporato A. 2017. Increasing atmospheric humidity and CO₂ concentration alleviate forest mortality risk. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(37): 9918-9923
- Liu Y, Zhang Y, Shan N, Zhang Z, Wei Z. 2022a. Global assessment of partitioning transpiration from evapotranspiration based on satellite solar-induced chlorophyll fluorescence data. *Journal of Hydrology*, 612: 128044
- Liu Z, Zhao F, Liu X, Yu Q, Wang Y, Peng X, Cai H, Lu X. 2022b. Direct estimation of photosynthetic CO₂ assimilation from solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF). *Remote Sensing of Environment*, 271: 112893
- Long S P, Bernacchi C J. 2003. Gas exchange measurements, what can they tell us about the underlying limitations to photosynthesis? Procedures and sources of error. *Journal of experimental botany*, 54(392): 2393-2401
- Lorant M M, Mackay D S, Ewers B E, Traver E, Kruger E L. 2010. Competition for light between individual trees lowers reference canopy stomatal conductance: Results from a model. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 115(G4)
- Lu X, Ju W, Li J, Croft H, Chen J M, Luo Y, Yu H, Hu H. 2020. Maximum carboxylation rate estimation with chlorophyll content as a proxy of rubisco content. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(8): e2020JG005748
- Lu X, Liu Z, An S, Miralles D G, Maes W, Liu Y, Tang J. 2018. Potential of solar-induced chlorophyll

- fluorescence to estimate transpiration in a temperate forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 252: 75-87
- Ma S, Baldocchi D D, Xu L, Hehn T. 2007. Inter-annual variability in carbon dioxide exchange of an oak/grass savanna and open grassland in California. *Agricultural and Forest Meteorology*, 147(3-4): 157-171
- Maes W H, Pagán B R, Martens B, Gentine P, Guanter L, Steppe K, Verhoest N E, Dorigo W, Li X, Xiao J. 2020. Sun-induced fluorescence closely linked to ecosystem transpiration as evidenced by satellite data and radiative transfer models. *Remote Sensing of Environment*, 249: 112030
- Magney T S, Barnes M L, Yang X. 2020. On the covariation of chlorophyll fluorescence and photosynthesis across scales. *Geophysical Research Letters*, 47(23): e2020GL091098
- Massmann A, Gentine P, Lin C. 2019. When does vapor pressure deficit drive or reduce evapotranspiration? *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11(10): 3305-3320
- McMurtrie R E, Leuning R, Thompson W A, Wheeler A M. 1992. A model of canopy photosynthesis and water use incorporating a mechanistic formulation of leaf CO₂ exchange. *Forest Ecology and Management*, 52(1-4): 261-278
- Medlyn B E, De Kauwe M G, Lin Y S, Knauer J, Duursma R A, Williams C A, Arneth A, Clement R, Isaac P, Limousin J M. 2017. How do leaf and ecosystem measures of water use efficiency compare? *New Phytologist*, 216(3): 758-770
- Meroni M, Picchi V, Rossini M, Cogliati S, Panigada C, Nali C, Lorenzini G, Colombo R. 2008. Leaf level early assessment of ozone injuries by passive fluorescence and photochemical reflectance index. *International Journal of Remote Sensing*, 29(17-18): 5409-5422
- Metzger S, Ayres E, Durden D, Florian C, Lee R, Lunch C, Luo H, Pingingtha-Durden N, Roberti J A, SanClements M. 2019. From NEON field sites to data portal: a community resource for surface - atmosphere research comes online. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(11): 2305-2325
- Misson L, Panek J A, Goldstein A H. 2004. A comparison of three approaches to modeling leaf gas exchange in annually drought-stressed ponderosa pine forests. *Tree Physiology*, 24(5): 529-541
- 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. 2019. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) in vegetation: 50 years of progress. *Remote sensing of environment*, 231: 111177
- Molod A, Takacs L, Suarez M, Bacmeister J. 2015. Development of the GEOS-5 atmospheric general circulation model: Evolution from MERRA to MERRA2. *Geoscientific Model Development*, 8(5): 1339-1356
- Monteith J L. 1965. Evaporation and environment. *Symposia of the society for experimental biology*, (19): 205-234
- Monteith J, Unsworth M. *Principles of environmental physics: plants, animals, and the atmosphere*. Academic Press, 2013
- Montzka C, Herbst M, Weihermüller L, Verhoef A, Vereecken H. 2017. A global data set of soil hydraulic properties and sub-grid variability of soil water retention and hydraulic conductivity curves. *Earth System Science Data*, 9(2): 529-543

- Mu Q, Heinsch F A, Zhao M, Running S W. 2007. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. *Remote sensing of Environment*, 111(4): 519-536
- Mu Q, Zhao M, Running S W. 2011. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote sensing of environment*, 115(8): 1781-1800
- Noe S M, Giersch C. 2004. A simple dynamic model of photosynthesis in oak leaves: coupling leaf conductance and photosynthetic carbon fixation by a variable intracellular CO₂ pool. *Functional Plant Biology*, 31(12): 1195-1204
- O'BRIEN J J, Oberbauer S F, Clark D B. 2004. Whole tree xylem sap flow responses to multiple environmental variables in a wet tropical forest. *Plant, Cell & Environment*, 27(5): 551-567
- Oren R, Ewers B E, Todd P, Phillips N, Katul G. 1998. Water balance delineates the soil layer in which moisture affects canopy conductance. *Ecological Applications*, 8(4): 990-1002
- Pagán B R, Maes W H, Gentile P, Martens B, Miralles D G. 2019. Exploring the potential of satellite solar-induced fluorescence to constrain global transpiration estimates. *Remote Sensing*, 11(4): 413
- Pallardy S G, Nigh T A, Garrett H E. 1988. Changes in forest composition in central Missouri: 1968-1982. *American Midland Naturalist*: 380-390
- Pataki D E, Oren R, Katul G, Sigmon J. 1998. Canopy conductance of *Pinus taeda*, *Liquidambar styraciflua* and *Quercus phellos* under varying atmospheric and soil water conditions. *Tree Physiology*, 18(5): 307-315
- Penman H L. 1948. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*, 193(1032): 120-145
- Plascyk J A, Gabriel F C. 1975. The Fraunhofer line discriminator MKII-an airborne instrument for precise and standardized ecological luminescence measurement. *IEEE Transactions on Instrumentation and measurement*, 24(4): 306-313
- Porcar-Castell A, Tyystjärvi E, Atherton J, Van der Tol C, Flexas J, Pfündel E E, Moreno J, Frankenberg C, 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
- Quesada C A, Lloyd J, Schwarz M, Patiño S, Baker T R, Czimczik C, Fyllas N M, Martinelli L, Nardoto G B, Schmerler J. 2010. Variations in chemical and physical properties of Amazon forest soils in relation to their genesis. *Biogeosciences*, 7(5): 1515-1541
- Rossini M, Meroni M, Migliavacca M, Manca G, Cogliati S, Busetto L, Picchi V, Cescatti A, Seufert G, Colombo R. 2010. High resolution field spectroscopy measurements for estimating gross ecosystem production in a rice field. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(9): 1283-1296
- Schmid H P, Grimmond C S B, Cropley F, Offerle B, Su H. 2000. Measurements of CO₂ and energy fluxes over a mixed hardwood forest in the mid-western United States. *Agricultural and Forest Meteorology*, 103(4): 357-374
- Schuldt B, Buras A, Arend M, Vitasse Y, Beierkuhnlein C, Damm A, Gharun M, Grams T E, Hauck M, Hajek P. 2020. A first assessment of the impact of the extreme 2018 summer drought on Central European forests. *Basic and Applied Ecology*, 45: 86-103
- Sellers P J, Dickinson R E, Randall D A, Betts A K, Hall F G, Berry J A, Collatz G J, Denning A S, Mooney H A, Nobre C A. 1997. Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and

- the atmosphere. *Science*, 275(5299): 502-509
- Shan N, Ju W, Migliavacca M, Martini D, Guanter L, Chen J, Goulas Y, Zhang Y. 2019. Modeling canopy conductance and transpiration from solar-induced chlorophyll fluorescence. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268: 189-201
- Shan N, Zhang Y, Chen J M, Ju W, Migliavacca M, Peñuelas J, Yang X, Zhang Z, Nelson J A, Goulas Y. 2021. A model for estimating transpiration from remotely sensed solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112134
- Smith W K, Biederman J A, Scott R L, Moore D, He M, Kimball J S, Yan D, Hudson A, Barnes M L, MacBean N. 2018. Chlorophyll fluorescence better captures seasonal and interannual gross primary productivity dynamics across dryland ecosystems of southwestern North America. *Geophysical Research Letters*, 45(2): 748-757
- Song Y, Wang J, Ge Y, Xu C. 2020. An optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: Cases with different types of spatial data. *GIScience & Remote Sensing*, 57(5): 593-610
- Sperry J S, Love D M. 2015. What plant hydraulics can tell us about responses to climate - change droughts. *New Phytologist*, 207(1): 14-27
- Sun Y, Frankenberg C, Jung M, Joiner J, Guanter L, Köhler P, 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
- UNEP. 1997. *World atlas of desertification - Second Edition*. vol. SECOND EDITION (United Nations Environment Program)
- Verma S B, Dobermann A, Cassman K G, Walters D T, Knops J M, Arkebauer T J, Suyker A E, Burba G G, Amos B, Yang H. 2005. Annual carbon dioxide exchange in irrigated and rainfed maize-based agroecosystems. *Agricultural and Forest Meteorology*, 131(1-2): 77-96
- Von Caemmerer S. Biochemical models of leaf photosynthesis. Csiro publishing, 2000
- Wagle P, Gowda P H, Manjunatha P, Northup B K, Rocateli A C, Taghvaeian S. 2019. Carbon and water dynamics in co-located winter wheat and canola fields in the US Southern Great Plains. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279: 107714
- Wagle P, Kakani V G. 2014. Seasonal variability in net ecosystem carbon dioxide exchange over a young Switchgrass stand. *Gcb Bioenergy*, 6(4): 339-350
- Wang J F, Li X H, Christakos G, Liao Y L, Zhang T, Gu X, Zheng X Y. 2010. Geographical detectors - based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun Region, China. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(1): 107-127
- Wang J, Zhang T, Fu B. 2016. A measure of spatial stratified heterogeneity. *Ecological indicators*, 67: 250-256
- Wang S, Li Y, Ju W, Chen B, Chen J, Croft H, Mickler R A, Yang F. 2020. Estimation of leaf photosynthetic capacity from leaf chlorophyll content and leaf age in a subtropical evergreen coniferous plantation. *Journal of geophysical research: Biogeosciences*, 125(2): e2019JG005020
- Wang Y, Cai H, Yu L, Peng X, Xu J, Wang X. 2020. Evapotranspiration partitioning and crop coefficient of maize in dry semi-humid climate regime. *Agricultural water management*, 236: 106164

- Wang Y, Leuning R. 1998. A two-leaf model for canopy conductance, photosynthesis and partitioning of available energy I: Model description and comparison with a multi-layered model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 91(1-2): 89-111
- White D A, Beadle C L, Sands P J, Worledge D, Honeysett J L. 1999. Quantifying the effect of cumulative water stress on stomatal conductance of *Eucalyptus globulus* and *Eucalyptus nitens*: a phenomenological approach. *Functional Plant Biology*, 26(1): 17-27
- Wieser G, Leo M, Oberhuber W. 2014. Transpiration and canopy conductance in an inner alpine Scots pine (*Pinus sylvestris* L.) forest. *Flora-Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants*, 209(9): 491-498
- Wu A, Hammer G L, Doherty A, von Caemmerer S, Farquhar G D. 2019. Quantifying impacts of enhancing photosynthesis on crop yield. *Nature plants*, 5(4): 380-388
- Xiao J, Ollinger S V, Frohking S, Hurtt G C, Hollinger D Y, Davis K J, Pan Y, Zhang X, Deng F, Chen J. 2014. Data-driven diagnostics of terrestrial carbon dynamics over North America. *Agricultural and Forest Meteorology*, 197: 142-157
- Xiao X, Hollinger D, Aber J, Goltz M, Davidson E A, Zhang Q, Moore III B. 2004. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest. *Remote sensing of environment*, 89(4): 519-534
- Yan K, Park T, Yan G, Liu Z, Yang B, Chen C, Nemani R R, Knyazikhin Y, Myneni R B. 2016. Evaluation of MODIS LAI/FPAR product collection 6. Part 2: Validation and intercomparison. *Remote Sensing*, 8(6): 460
- Yang H, Yang X, Zhang Y, Heskell M A, Lu X, Munger J W, Sun S, Tang J. 2017. Chlorophyll fluorescence tracks seasonal variations of photosynthesis from leaf to canopy in a temperate forest. *Global Change Biology*, 23(7): 2874-2886
- Yin X, Struik P C. 2009. C3 and C4 photosynthesis models: An overview from the perspective of crop modelling. *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences*, 57(1): 27-38
- Yu G, Kobayashi T, Zhuang J, Wang Q, Qu L. 2003. A coupled model of photosynthesis-transpiration based on the stomatal behavior for maize (*Zea mays* L.) grown in the field. *Plant and Soil*, 249: 401-415
- Yu G, Nakayama K, Matsuoka N, Kon H. 1998. A combination model for estimating stomatal conductance of maize (*Zea mays* L.) leaves over a long term. *Agricultural and Forest Meteorology*, 92(1): 9-28
- Yu G, Zhuang J, Yu Z. 2001. An attempt to establish a synthetic model of photosynthesis-transpiration based on stomatal behavior for maize and soybean plants grown in field. *Journal of plant physiology*, 158(7): 861-874
- Yu L, Zeng Y, Su Z, Cai H, Zheng Z. 2016. The effect of different evapotranspiration methods on portraying soil water dynamics and ET partitioning in a semi-arid environment in Northwest China. *Hydrology and earth system sciences*, 20(3): 975-990
- Yu Q, Zhang Y, Liu Y, Shi P. 2004. Simulation of the stomatal conductance of winter wheat in response to light, temperature and CO₂ changes. *Annals of Botany*, 93(4): 435-441
- Zarco-Tejada P J, Morales A, Testi L, Villalobos F J. 2013. Spatio-temporal patterns of chlorophyll fluorescence and physiological and structural indices acquired from hyperspectral imagery as

- compared with carbon fluxes measured with eddy covariance. *Remote Sensing of Environment*, 133: 102-115
- Zhang B, Liu Y, Xu D, Cai J, Li F. 2011. Evapotranspiration estimation based on scaling up from leaf stomatal conductance to canopy conductance. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(8): 1086-1095
- Zhang Y, Guanter L, Berry J A, van der Tol C, Yang X, Tang J, Zhang F. 2016. Model-based analysis of the relationship between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary production for remote sensing applications. *Remote Sensing of Environment*, 187: 145-155
- Zhang Z, Chen J M, Guanter L, He L, Zhang Y. 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
- Zhao F, Guo Y, Verhoef W, Gu X, Liu L, Yang G. 2014. A method to reconstruct the solar-induced canopy fluorescence spectrum from hyperspectral measurements. *Remote sensing*, 6(10): 10171-10192
- Zhou K, Zhang Q, Xiong L, Gentile P. 2022. Estimating evapotranspiration using remotely sensed solar-induced fluorescence measurements. *Agricultural and Forest Meteorology*, 314: 108800
- Zomer R J, Xu J, Trabucco A. 2022. Version 3 of the global aridity index and potential evapotranspiration database. *Scientific Data*, 9(1): 409

致谢

初见面时我 18 岁，说再见时我 25 岁。

转眼间，距我踏入大学校园的那一刻已过去将近七年时光，总觉得来日方长，竟也在不知不觉中到了我与西农说再见的时候。回首这七年的青葱岁月，思绪万千，百感交集，有太多的事情值得怀念，有太多的相遇值得感谢！

一谢祖国，有幸生于华夏，见证百年风华。有了祖国的强大庇护，才有了灯火通明的万家，才有了莘莘学子追逐梦想的道路。“青年一代应该有理想、有担当，国家就有前途，民族就有希望，实现中华民族伟大复兴就有源源不断的强大力量。”愿以吾辈之青春，捍卫盛世之中华！

二谢母校，沐风雨，育桃李。感谢西北农林科技大学对我的培养，与无数良师益友相识于此，逐梦于此，在浪漫而包容的后稷沃土上学到了丰富的专业知识，也找到了今后努力的目标，感谢学校提供的广阔平台任我们飞翔，完备的各项设施予我们保障，学院提供的良好科研环境助我们深耕学术。祝愿母校蒸蒸日上，再创辉煌！

三谢恩师，桃李不言，下自成蹊。感谢我的研究生导师于强教授和吕肖良教授，感谢老师们在我攻读硕士学位的三年里对我的悉心指导与谆谆教诲。从论文的选题、方法直至定稿，两位老师对我都是循循善诱，不厌其烦地解答我的学术问题，并在我迷茫和失意时给予我建议和鼓励，使我获益良多。两位老师渊博的科研知识、严谨的治学态度以及勤勉的钻研精神是我一直以来学习的榜样，也是我终生奋斗的标杆。同时，也感谢刘准桥老师和许守华老师在学业和日常事务中的帮助，感谢在本论文开题论证过程中、汇报答辩过程中给予我建议和指导的各位老师，老师们的帮助使我逐步提升自己对科研的认知和思考。在此，向各位老师表达我由衷的感谢与真心的祝福！

四谢家人，春晖寸草，山高海深。感谢我的父母和家人对我时时刻刻的关心与照顾，无论发生什么总是会无条件地支持我、包容我，永远都是我的坚强后盾和能量来源。幸福的原生家庭是我最大的底气，感谢我的家人让我站在他们的肩膀上，见识到了更广阔的世界。希望以后的我可以拉着他们的手，去看他们未曾见过的世界。

五谢挚友，山水一程，三生有幸。感谢课题组各位师兄师姐在论文完成期间给予的帮助，尤其是王亚凯师兄给予编程方面的帮助，张亚捷师兄给予文字润色方面的帮助，杨晶晶师姐给予数据方面的帮助。感谢毋冰艳、贾倩兰、薛金儒、谭姣姣等师姐在生活中对我的关心，感谢郭晨辉、李林超、田琪、施宇、任凯、李鹏、金朝等师兄在我请教问题时的耐心解答，怀念与大家 413 学习室度过的日子，感谢 2020 级所有的同窗。感谢我亲爱的舍友李媛媛、符欣彤、周芯怡日常的关心与帮助，我们从本科大二开始一

起走过了六个春秋，感谢你们让我在紧张的科研学习之外感受如家一般的温暖。感谢李贤、章督、史陈菲、景一佳、白旭阳等好朋友们时不时的关心与问候，包容我经常失联的缺陷，感恩虽联系频率不高，但一旦联系又觉情分未减的瞬间。感谢所有陪伴我走过某段旅程的人们，此情可待成追忆，真心地感谢你们来过。祝愿各位星河徜徉，一路有光！

六谢自己，道阻且长，行则将至。撰写本篇论文的时间与我追逐其他人生目标的时间恰好重叠，所以三言两语很难说明我是在多大的压力中才行文至此。感谢偶尔摇摆却始终没有放弃的自己，求学路上并非一帆风顺，感谢自己无数个奋笔疾书的日夜、无数个含泪坚持的瞬间、无数个自我治愈的时刻。此去经年，希望自己依然能够满怀热忱，勇敢而坚定地大步向前，一生纯善坦荡，不坠青云之志！

轻舟已过万重山，前路漫漫亦灿灿！愿不负韶华，愿华夏永安。

谨以此篇，献给我黄金般的学生时代。

闫雨杏

2023年4月于陕西杨凌

个人简历

闫雨杏（1998~），女，汉族，中共党员，陕西宝鸡人，主要从事叶绿素荧光遥感机理与模型的研究。

一、主要学习经历

2016.09~2020.07，西北农林科技大学资源环境学院，地理信息科学专业，获理学学士学位；

2020.09~2023.07，西北农林科技大学资源环境学院，土地资源与空间信息技术专业，攻读农学硕士学位。

二、攻读硕士研究生期间发表的论文

[1] 闫雨杏, 吕肖良, 王亚凯, 于强. 2023. 日光诱导叶绿素荧光研究及应用的文献计量分析. 中国农业气象, 44(02): 106-122.

[2] Zhang Y, Zhao J, Yan Y, Shi Y, Yu Q. 2021. Relationship of population migration, crop production pattern, and socioeconomic development: evidence from the early 21st century. *Environmental Research Letters*, 16(7): 074045. (SCI, IF= 6.947)