DOI: 10.5846/stxb202208172369

许世贤, 井长青, 高胜寒, 邬昌林. 遥感 GPP 模型在中亚干旱区 4 个典型生态系统的适用性评价. 生态学报, 2022, 42(23): 9689-9700.

Xu S X, Jing C Q, Gao S H, Wu C L. Evaluation of the applicability of remote sensing GPP models in four typical ecosystems in the arid zone of Central Asia. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(23):9689-9700.

遥感 GPP 模型在中亚干旱区 4 个典型生态系统的适用 性评价

许世贤1,并长青1,*,高胜寒1,邬昌林2

- 1 新疆农业大学新疆草地资源与生态重点实验室,乌鲁木齐 830052
- 2 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所,成都 610041

摘要:总初级生产力(GPP)是全球生态系统碳循环的重要组成部分,对全球气候变化有重要影响。目前有多种遥感模型可以模拟总初级生产力,比较不同遥感模型在中亚干旱区上的适用性对推进全球干旱区碳收支估算具有重要意义。基于涡度协相关技术观测的四个地面站数据验证 MOD17、VODCA2、VPM、TG、SANIRv 五种模型的模拟精度。结果表明:(1)基于光能利用率理论的 MOD17、VPM 模型模拟咸海荒漠植被和阜康荒漠植被 GPP 的精度最高(R²分别为 0.52 和 0.80),但在模拟草地、农田生态系统生产力时存在较明显的低估(RE>20%);基于植被指数的遥感模型 TG 模型、SANIRv 模型模拟巴尔喀什湖草地生态系统和乌兰乌苏农田生态系统 GPP 的精度最高(R²分别为 0.91 和 0.81),同时模拟值与实测值的相对误差也较低;基于微波的VODCA2 模型模拟各生态系统生产力的效果最差。(2)水分亏缺是限制植被 GPP 的主要因素,因此是否合理考虑水分胁迫是影响 GPP 模型在中亚干旱区适用性的重要因素。研究揭示了遥感 GPP 模型在中亚干旱区的应用潜力,为推进全球植被碳通量的准确估算提供参考。

关键词:总初级生产力;光能利用率模型;植被指数模型;涡度协相关;中亚干旱区

Evaluation of the applicability of remote sensing GPP models in four typical ecosystems in the arid zone of Central Asia

XU Shixian¹, JING Changqing^{1,*}, GAO Shenghan¹, WU Changlin²

- 1 Key Laboratory of Grassland Resources and Ecology of Xinjiang , Xinjiang Agricultural University , Urumqi 830052 , China
- 2 Institute of Mountain Hazards and Environment, Chengdu 610041, China

Abstract: Gross primary productivity (GPP) is an important component of the global ecosystem carbon cycle and has a significant impact on global climate change. Accurate estimation of GPP helps to understand the carbon cycle processes in atmospheric and terrestrial ecosystems. a variety of remote sensing models are available to simulate GPP, but few studies have assessed the applicability of remote sensing GPP models for arid and semi-arid regions, and semi-arid ecosystems dominate the trend and inter-annual variability in the land CO_2 sink, it is important to compare the applicability of different remote sensing models in the arid zone of Central Asia to advance the estimation of carbon balance in the global arid zone. In this study, the data from four ground stations observed based on the eddy covariance technique are used as validation data to verify the simulation accuracy of five models, MOD17, VODCA2, VPM, TG, and SANIRv. The four ground stations are China Fukang Desert Ecological Observation and Research Station (CN-Fuk), China Ulan-Usu Oasis Farmland Ecology and Agrometeorological Experiment Station (CN-Wul), Kazakhstan Desert Ecological Observatory (KZ-Ara), and Kazakhstan

基金项目:国家自然科学基金项目(42161024);新疆维吾尔自治区重点实验室开放课题(2020D04037)

收稿日期:2022-08-17; 采用日期:2022-10-22

^{*} 通讯作者 Corresponding author. E-mail: jingchangqing@ 126.com

Lake Balkhash Grassland Ecological Observatory (KZ-Bal). The remote sensing model is mainly driven by moderate-resolution imaging spectroradiometer (Modis) remote sensing data and ERA5-land meteorological reanalysis data. The results indicated that: (1) MOD17 and VPM models based on light energy utilization theory simulated the highest accuracy of GPP in Aral Sea and Fukang desert vegetation (R^2 0.52 and 0.80, respectively), but there was more obvious underestimation (RE > 20%) in simulating the productivity of grassland and farmland ecosystems. The remote sensing models based on vegetation index, TG model, SANIRv model, simulating Grassland ecosystem of Lake Balkhash and farmland ecosystem of Ulan-Usu had the highest accuracy (R^2 0.91 and 0.81, respectively), and the relative error between simulated and measured values was low. The microwave-based VODCA2 model simulated the productivity of each ecosystem with the worst effect, also the VODCA2 model performs the worst in tracking the seasonal dynamics of GPP in four ecosystems, and the other four remote sensing models show excellent performance. (2) Water deficit was the main factor limiting vegetation GPP, so whether water stress is reasonably considered is an important factor affecting the applicability of GPP models in the arid zone of Central Asia. This study initially reveals the application potential of remote sensing GPP models in the arid zone of Central Asia, which can help to advance the accurate estimation of global vegetation carbon fluxes.

Key Words: gross primary productivity; light use efficiency model; vegetation index model; eddy covariance; Central Asian arid zone

总初级生产力(Gross Primary Productivity,GPP)是评估陆地生态系统碳通量的重要指标,定义为植被通过光合作用固定的有机碳量^[1]。准确估算 GPP 有助于理解大气和陆地生态系统的碳循环过程。涡度通量技术(Eddy Covariance,EC)可以在站点尺度监测地面生态系统的二氧化碳交换量,从而准确估算 GPP^[2],但涡度通量观测得到的数据所代表的空间尺度较小,受空间异质性及下垫面复杂的影响,难以将估算结果外推到更大尺度^[3]。相较于站点观测二氧化碳通量,遥感模型具有长时间序列大区域范围监测的优势^[4]。中亚干旱、半干旱区是全球八大干旱区之一,面积广阔^[5],其碳通量是全球碳循环的重要组成部分,而区域内生态系统种类较多且易受全球气候变化干扰,对外界环境因素的变化有很快速的响应^[6]。比较遥感 GPP 模型在区域内不同生态系统上的适用性,有助于更准确的评估干旱区生态系统的生产力和理解全球生态系统碳循环。

目前遥感 GPP 估算模型主要包括光能利用率模型、光合作用机理过程模型、遥感植被指数模型。过程模型的代表有 BEPS 模型^[7]、BESS 模型等^[8],模型从植被吸收二氧化碳的机理过程出发,利用算法模拟,具有较高的精度,但模型参数众多且结构复杂,精度依赖于模型结构和众多输入参数的可靠性。光能利用率模型基于光能转化率理论^[9],理论认为植被实际光合作用能力的影响因素为光合有效辐射量(PAR)、植被光能最大吸收效率及其环境压力对植被光能吸收效率的限制。光能利用率模型考虑了光能吸收机理的同时模型结构较为简单,因此得到了很大程度的发展。CASA(Carnegie Ames Stanford Approach)^[10]、MOD17 模型^[11]、ECLUE(Eddy Covariance Light Use Efficiency)^[12]、VPM(Vegetation Photosynthesis Model)^[13]等光能利用率模型被建立并得到了广泛应用^[14]。植被指数模型同样根据光能转化率理论建立而来,主要通过遥感植被指数代替光能吸收效率,从而实现模型的简化,通常植被指数模型相较于光能利用率模型输入参数更少,模型结构也更简单。Sims 等发现增强型植被指数(EVI)与 GPP 有很强的相关性^[15],之后在此发现的基础上引入对植被生长有重要影响的因子温度,进而建立起温度与绿度模型(TG,Temperature And Greenness Model)^[16];2010 年Wu 提出了只依赖 EVI 与 PAR 的 VI 模型(vegetation index model)^[17];SANIRv 模型考虑到荒漠植被植被覆盖度低的特点,建立了植被近红外反射率指数(NIRv)和 PAR 与 GPP 的函数关系^[18]。目前,也有利用微波遥感^[19]或日光诱导植被荧光(solar-induced fluorescence,SIF)观测技术建立的 GPP 模型出现^[20]。

多种遥感模型在全球或区域尺度上被建立应用,但不同遥感模型在同一区域内得出的结果可能存在较大差异,因此在应用前需要评估模型在区域的适用性。例如 Gebremichael 等人在墨西哥半干旱区对 MODIS

GPP 产品进行了验证^[21]。Chen 等人对比三种遥感模型在中国不同气候区的区域差异^[22]。Wang 等人通过中国华北 10 个通量站点数据验证 MOD17 模型的精度^[23]。由于中亚地区地理位置和气候条件的特殊性,不能简单的将其他区域的模型评价结果"迁移"至中亚地区,因此需要针对中亚干旱半干旱区评估遥感 GPP 模型的适用性。

本研究以中亚四个典型生态系统涡度相关观测站点作为研究对象,选取遥感 GPP 模型中具有代表性的光能利用率模型:MOD17 模型、VPM 模型;植被指数模型:TG 模型、SANIRv 模型;微波遥感模型:VODCA2 模型,将基于 EC 技术观测的通量数据作为模型验证数据,比较五种遥感 GPP 模型在中亚四个典型地表生态系统的适用性,为遥感 GPP 模型的发展及其在干旱区的应用提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

中国新疆阜康荒漠生态国家野外科学观测研究站(简称 CN-Fuk)位于古尔班通古特沙漠南缘绿洲(44°17′N,87°56′E)^[24],属于典型荒漠生态系统,通量观测站点属于中国通量观测联盟(ChinaFLUX),地表优势种群为荒漠灌木怪柳科植物以及旱生草本植物,植被盖度在 20%—30%。中国乌兰乌苏绿洲农田生态与农业气象试验站(简称 CN-Wul),位于新疆天山北麓中段、准噶尔盆地南缘(44°17′N,85°51′E)。属于典型农田生态系统,农作物主要为棉花、玉米和冬小麦等。土壤类型为沙壤土,肥力中等^[25]。哈萨克斯坦咸海站(简称 KZ-Ara)位于咸海东北部(44°58′N,61°05′E)^[26],为典型荒漠生态系统,地表优势物种为为灌木、柽柳等,并伴生多种旱生草本植物、苦豆子、芦苇等。植被覆盖度约为 30%。哈萨克斯坦巴尔喀什湖站(简称 KZ-Bal)位于巴

尔喀什湖与卡普恰盖水库之间(44°34′N,76°39′E)^[26],属于典型草地生态系统,地表覆盖类型为草地,并伴生有少部分的农田与灌木,植被覆盖度约为50%(图1)。本研究所采用的四个通量站点均位于中纬度欧亚大陆腹地,均属于温带大陆性气候,夏季炎热,冬季寒冷,年降雨量少且主要集中在夏季。四个站点地形起伏均较小。咸海站和阜康站气候干旱,年均温在5.7—8.3℃之间,降雨稀少,年降雨量在140—150 mm之间^[27],属于典型的干旱区荒漠生态系统;巴尔喀什湖站气候条件与咸海站、阜康站类似,但因其毗邻河流和绿洲农田,地表水分条件较荒漠站更好;乌兰乌苏站年均温在7℃左右,年降雨量在210 mm左右,农作物生长所需水分主要依赖人工灌溉。CN-Fuk、KZ-Ara、KZ-Bal 三个站点数据来源于中国科学院新疆生态与地理研究所,CN-Wul数据来源于乌兰乌苏绿洲农田生态与农业气象试验站。

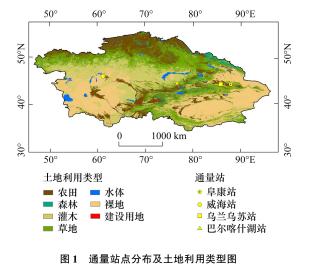


图 1 通量如点力和及工地利用关至图

Fig.1 Flux station distribution and land use map

1.2 数据来源与预处理

1.2.1 遥感数据

本研究所采用的 MODIS 遥感数据有 2005—2006、2009—2010、2012 年的 h23v04 和 h24v04 两景的 MOD09A1 8d 500m 地表反射率合成产品、MOD11A2 8d 1km 地表温度合成产品。以上数据均来源于美国国家航空航天局的分布式档案中心(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/)。首先采用 MRT 工具将所需数据从 HDF 数据集中提出并进行批量合成、重投影、重采样等处理,再根据数据质量控制文件,选取可靠像元,并插补缺失及不可靠像元,最后对计算得到的植被指数进行平滑处理,以消除云、气溶胶等因素的影响。

本研究遥感 GPP 模型的输入参数有:增强型植被指数 EVI、归一化植被指数 NDVI 和陆地水分指数 LSWI

使用 MOD09A1 地表反射率产品计算获得,各植被指数的计算公式为:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \tag{1}$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - RED}{NIR + 6.0RED - 7.5BLUE + 1}$$
 (2)

$$LSWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$$
 (3)

式中,RED 为红波段(620—670 mm)、NIR 表示近红外波段(841—875 mm)、BLUE 为蓝波段(459—479 mm)、SWIR 为短波红外(841—875 mm)。

1.2.2 气象数据

本研究所采用的气温数据来自欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的 ERA5-land 气象再分析数据,使用 MATLAB 软件提取站点坐标周边 3 km×3 km 地表 2 m 的气温数据。光合有效辐射(PAR)数据来自全球陆表特征参量产品数据集(http://www.glass.umd.edu/) $^{[28]}$ 。使用 MATLAB 软件将获取到的 HDF 格式数据输出为 tif 格式,并提取站点周边 3 km×3 km 的数据。

1.2.3 GPP 产品数据集

MOD17 模型属于光能利用率模型,该模型结构可以表述为:

$$GPP_{\text{modis}} = 0.45 \times \varepsilon_{\text{max}} \times m(T_{\text{min}}) \times m(VPD) \times fPAR \times SW_{\text{rad}}$$
(4)

式中, ε_{\max} 表示为最大光能利用率(LUE),m(VPD)与 $m(T_{\min})$ 分别为饱和水气压差和低温条件降低 ε_{\max} 的标量,fPAR 为 PAR 的分量, SW_{rad} 为太阳短波辐射分量。MOD17 全球 GPP 数据可由 MOD17 产品获得,来源为美国国家航空航天局的分布式档案中心(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/)。

VODCA2 模型是基于被动微波遥感估算 GPP 的方法。模型的主要参数为微波遥感植被光学深度 (VOD),植被光学深度主要代表了植被含水量,模型通过反演植被含水量模拟 GPP,模型原理详见^[29],模型数据可由期刊 Earth System Science Data 获得^[19]。模型主要结构可表述为:

$$GPP_{VOD} = s_{VOD} + s(\Delta(VOD)) + s(mdn(VOD))$$
(5)

1.2.4 GPP 验证数据

CN-Fuk 站的 GPP 验证数据来自于刘冉发表在期刊上的 2005—2006 年在阜康站采用涡度相关系统测得的 5—10 月的月值数据^[30]。KZ-Ara、KZ-Bal、CN-Wul 三个站的 GPP 验证数据来源于涡度相关系统观测(表1)。3 个站的涡度相关系统主要由开路式 CO_2/H_2O 分析仪(LI-7500, LI-COR, Lincoln, USA)、三维超声风速仪(CSAT3, Campbell Scientific, Logan, USA) 和数据采集器(CR5000, Campbell Scientific, Logan, USA)组成。 CO_2/H_2O 分析仪与三维超声风速仪观测高度为 2 m,采样频率为 10 Hz,分别用来测定 CO_2 、水汽脉动和风速、温度脉动,并通过数据采集器 CR5000 (Campbell Scientific, Logan, USA) 记录和存储 10 Hz 的原始通量数据。EddyPro 软件可以将生态系统净交换碳通量(NEE)数据按 NEE=Re-GPP 的关系拆分,夜间 NEE 等于生态系统呼吸(Re),利用夜间数据建立 Re 与温度的关系从而推导日间的 Re,进而计算得到日间的 $CPP^{[31]}$,为与遥感数据的时间步长进行匹配,计算每 8 天的累积 CPP。

表 1 涡度通量数据基本信息

Table 1 Basic information on flux data

站点名称	数据时段	时间分辨率	数据来源
Site name	Data period	Time resolution	Data source
咸海站(KZ-Ara)	2012年5—9月	30 min	EC 观测
阜康站(CN-Fuk)	2005、2006年5—10月	30 d	刘冉[26]
巴尔喀什湖站(KZ-Bal)	2012年5—9月	30 min	EC 观测
乌兰乌苏站(CN-Wul)	2009、2010年	30 min	EC 观测

EC: 涡度协方差 Eddy covariance

1.3 研究方法

1.3.1 VPM 模型

VPM 模型为光能利用率模型,该模型将温度胁迫、水分胁迫、叶片成熟度作为限制光能利用效率的因子,分别使用 T_{scalar} 、 W_{scalar} , P_{scalar} 作为量化指标。该模型结构表述为:

$$GPP_{VPM} = \varepsilon \times FPAR_{chl} \times PAR \tag{6}$$

$$\varepsilon = \varepsilon_{\text{max}} \times T_{\text{scalar}} \times W_{\text{scalar}} \times P_{\text{scalar}} \tag{7}$$

$$T_{\text{scalar}} = \frac{(T - T_{\text{min}}) (T - T_{\text{max}})}{[(T - T_{\text{min}}) (T - T_{\text{max}})] - (T - T_{\text{opt}})^{2}}$$
(8)

$$W_{\text{scalar}} = \frac{1 - \text{LSWI}}{1 + 0.1 + \text{LSWI}_{\text{max}}} \tag{9}$$

$$P_{\text{scalar}} = 1$$
 全叶时期 (10)

$$P_{\text{scalar}} = \frac{1 + \text{LSWI}}{2}$$
出芽至全叶时期 (11)

$$FPAR_{chl} = a \times EVI \tag{12}$$

式中,PAR 为光合有效辐射,单位为 MJ, T_{min} 、 T_{max} 、 T_{opt} 分别为植被光合作用活性最低温、最高温、最适温度,a 的值为 1。

1.3.2 TG 模型

TG 模型为植被指数模型,遥感驱动数据为增强型植被指数 EVI 和地表温度 LST,公式为:

$$GPP_{TG} = m_{TG} \times EVI_{scaled} \times LST_{scaled}$$
 (13)

$$EVI_{scaled} = EVI - 0.1 \tag{14}$$

$$LST_{scaled} = min \left[\left(\frac{LST}{30} \right); (2.5 - (0.05 \times LST)) \right]$$
 (15)

式中,m 为缩放因子,表示为 GPP 与温度-绿度之间的斜率,需要通过遥感数据与站点观测数据标定。

1.3.3 SANIRv 模型

SANIRv模型基于归一化植被指数(NDVI)和近红外波段(NIR)与光合有效辐射(PAR)的GPP估算模型,该模型结构可表述为:

$$GPP_{SANIRv} = c \times PAR \times SANIRv \tag{16}$$

$$SANIRv = \frac{NIRv - NIRv_{soil}}{NIRv_{max} - NIRv_{soil}} \times NIRv_{max}$$
(17)

$$NIRv = NDVI \times NIR \tag{18}$$

式中,c是 GPP 与 PAR 和 SANIRv 的斜率,通过遥感数据与站点实测数据标定。NIRv_{max}为单个像元在时间序列上的最大值。NIRv_{soil}是对土壤背景的 NIRv 值的初始估计,假设 NIRv 值在 0—0.1 区间内,将此区间分为十个步长为 0.01 的区间,统计每个像元值在时间序列上落在每个区间内的次数,并计算落在频次最高及其相邻的两个区间的像元平均值,将像元值作为 NIRv_{soil}(为去除生长季对土壤背景值的影响,只统计小于 NIRv 在时间序列上的平均值的数) [32]。

2 结果与分析

2.1 模型关键参数的标定

不同遥感 GPP 模型中存在着不同的敏感参数,而敏感参数的准确选取很大程度上影响着模型的模拟精度。敏感参数通常受植被类型或气候条件的影响,因此,在应用遥感 GPP 模型的模拟估算时,需要对敏感参数进行标定[33]。TG 模型中的敏感参数 m 和 SANIRv 模型中的参数 c 为模型其他参数与 GPP 之间的斜率,参数值通过站点数据与模型输入数据进行标定。VPM 模型中的敏感参数 s_{max} 是最大光能利用率,三个模型在

不同站点上的敏感参数数值如表 2 所示:

表 2 遥感模型关键参数

Table 2	Remote	sensing	models	kev	parameters

站点名称 Site name	TG 模型(m) TG Model	SANIRv 模型(c) SANIRv Model	VPM 模型 (ε _{max}) VPM model	站点名称 Site name	TG 模型(m) TG Model	SANIRv 模型(c) SANIRv Model	VPM 模型 (ε _{max}) VPM model
咸海站(KZ-Ara)	136	9	1.911	巴尔喀什湖站(KZ-Bal)	470	31	1.911
阜康站(CN-Fuk)	137	8	1.911	乌兰乌苏站(CN-Wul)	152	12	1.911

TG:温度与绿度 Temperature and greenness; VPM:植被光合作用模型 Vegetation photosynthesis model

VPM 模型中,最大光能利用率 ε_{max} 的选取所需植被类型只有 C3 或 C4 植物之分,经前人根据 FLUXNET 各通量站数据对 ε_{max} 的标定^[34],当植被类型为 C3 和 C4 时, ε_{max} 分别为 1.911 gC MJ⁻¹和 2.86 gC MJ⁻¹。本研究的研究区选取了中亚干旱区内四个典型生态系统,而中亚地处温带,生长的植被大部分为 C3 植物,四个典型生态系统的优势种均为 C3 植物,因此四个站点的最大光能利用率确定为 1.911 gC MJ⁻¹。

2.2 模型在四个站点上的适用性

2.2.1 模型在荒漠生态系统的精度

图 2 为 KZ-Ara 荒漠站五种模型模拟值与观测值的拟合结果,通过图 2 和表 3 可以看出五种模型在咸海地区荒漠灌丛生态系统中对 GPP 的模拟精度均较差。五种模型的决定系数排序为 MOD17>VODCA2>TG> VPM>SANIRv,精度最高的模型 MOD17 模型的 R^2 仅为 0.52,五种模型的 RMSE 均在 1 gC m⁻² d⁻¹左右。CN-Fuk 站与 KZ-Ara 站的下垫面条件相似,同样为荒漠灌丛生态系统。在此区域内五种模型的 R^2 排序为 VPM> SANIRv>MOD17>VODCA2>TG,其中 VPM 模型的 R^2 达到了 0.80,五种模型的 RMSE 均在 2 gC m⁻² d⁻¹以下,其中 VPM 模型的 RMSE 为 0.55 gC m⁻² d⁻¹。光能利用率模型在模拟荒漠灌丛 GPP 的精度要优于其他种类的模型,同时模型对短时间(8 天)的 GPP 变化不敏感,更适宜模拟长时间(月)的 GPP 变化。

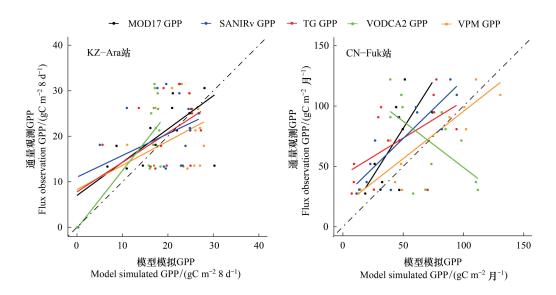


图 2 KZ-Ara 站和 CN-Fuk 站实测 GPP 与模型模拟 GPP 散点图

Fig.2 Scatterplot of measured GPP vs model simulated GPP at KZ-Ara and CN-Fuk stations GPP:总初级生产力 Gross primary productivity; TG:温度与绿度模型; VPM:植被光合作用模型

2.2.2 模型在农田生态系统的精度

图 3 为 CN-Wul 农田站五种模型模拟值与观测值的拟合结果,通过图 3 和表 3 可以看出,五种模型对农田 生态系统 GPP 的模拟精度均较好。 R^2 排序为 SANIRv>TG>VPM>MOD17>VODCA2, R^2 均在 0.5 以上,其中 TG

模型、VPM 模型、SANIRv 模型的 R^2 达到了 0.9 以上;植被指数模型的 RMSE 均在 1 gC m⁻² d⁻¹左右,光能利用 率模型和微波模型的 RMSE 均在 2 gC m⁻² d⁻¹左右,植被指数模型较其他种类模型精度更高。

2.2.3 模型在草地生态系统的精度

图 4 为 KZ-Bal 草地站五种模型模拟值与观测值的拟合结果,通过图 4 和表 3 可以看出,五种模型对草地生态系统 GPP 的 R^2 排序为 VPM>SANIRv>MOD17>TG>VODCA2, R^2 较高的两个模型 SANIRv 和 VPM 的 R^2 均在 0.8 以上,而 VODCA2 模型的 R^2 为 0.03,植被指数模型的 RMSE 均在 2 gC m⁻² d⁻¹左右,而光能利用率模型和微波模型的 RMSE 均在 5 gC m⁻² d⁻¹以上。尽管 VPM 模型的 R^2 达到了 0.88,但是 VPM 模型对 GPP 出现了明显的低估。因此,在 KZ-Bal 站点区域对 GPP 模拟精度最高的模型为植被指数模型中的 SANIRv 模型。

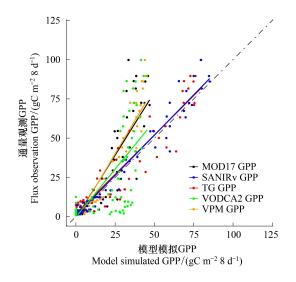


图 3 CN-Wul 站实测 GPP 与模型模拟 GPP 散点图

Fig.3 Scatterplot of measured GPP vs model simulated GPP at CN-Wul stations

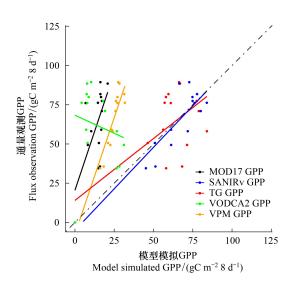


图 4 KZ-Bal 站实测 GPP 与模型模拟 GPP 散点图

Fig.4 Scatterplot of measured GPP vs model simulated GPP at KZ-Bal stations

表 3 涡度观测 GPP 与模型模拟 GPP 的比较

Table 3 Comparison of EC GPP and model simulation GPP

站点名称 Site name	指标 Indicators	MOD17 模型 MOD17 Model	VPM 模型 VPM Model	TG 模型 TG Model	SANIRv 模型 SANIRv Model	VODCA2 模型 VODCA2 Model
咸海站(KZ-Ara)	R^2	0.52	0.22	0.35	0.19	0.44
	$RMSE(~gC~m^{-2}~8day^{-1})$	6.48	8.30	7.28	8.49	7.48
阜康站(CN-Fuk)	R^2	0.45	0.80	0.32	0.74	0.35
	${\rm RMSE}(~{\rm gC}~{\rm m}^{-2}~{\rm month}^{-1})$	37.29	16.65	35.62	28.45	51.14
乌兰乌苏站(CN-Wul)	R^2	0.79	0.90	0.91	0.96	0.52
	RMSE(gC m ⁻² 8day ⁻¹)	16.55	14.42	8.40	5.71	19.49
巴尔喀什湖站(KZ-Bal)	R^2	0.41	0.88	0.39	0.81	0.03
	${\rm RMSE}(~{\rm gC}~{\rm m}^{-2}~8{\rm day}^{-1})$	52.38	42.03	19.02	10.47	54.99

2.3 模拟 GPP 与地面观测 GPP 的季节动态

2.3.1 荒漠生态系统的季节动态

图 5 和图 6 分别为 KZ-Ara 站和 CN-Fuk 站模型模拟值和观测值的季节动态,两个站点的 GPP 的峰值均在 4 gC $\,\mathrm{m}^{-2}\,\mathrm{d}^{-1}$ 左右。两个站点上 MOD17、SANIRv、TG、VPM 模型均与 EC GPP 保持了较好的一致性,而 VODCA2 模型在生长季的开始前和结束后出现了峰值,对 GPP 的动态模拟能力最弱。

KZ-Ara 站在生长季的观测期内,EC GPP 的累计量为 301.22 gC m⁻², MOD17、VPM、TG、SANIRv、VODCA2

模型的模拟值分别为 268.87 gC m⁻²、332.15 gC m⁻²、284.71 gC m⁻²、285.52 gC m⁻²和 240.03 gC m⁻²。SANIRv 模型的相对误差最低。CN-Fuk 站在两年的生长季观测期内,EC GPP 的累积量为 845.98 gC m⁻²,MOD17、VPM、TG、SANIRv、VODCA2 模型的模拟值分别为 516.49 gC m⁻²、815.11 gC m⁻²、542.57 gC m⁻²、567.32 gC m⁻²和 864.34 gC m⁻²。VODCA2 模型的相对误差最低(表 4)。

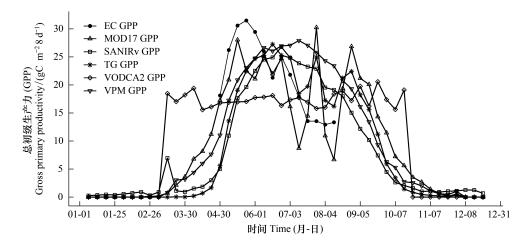


图 5 KZ-Ara 站涡度通量 GPP 与模型模拟 GPP 季节动态

Fig.5 Seasonal dynamics of EC GPP and model simulated GPP at KZ-Ara station EC GPP 表示涡度观测 GPP,其他图例分别为各个模型模拟的 GPP

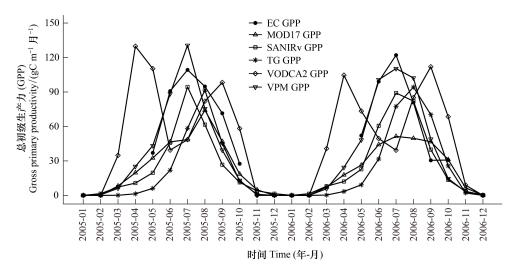


图 6 CN-Fuk 站涡度通量 GPP 与模型模拟 GPP 季节动态

Fig.6 Seasonal dynamics of EC GPP and model simulated GPP at CN-Fuk station

2.3.2 农田生态系统的季节动态

图 7 为 CN-Wul 站模型模拟值和观测值的季节动态,农田 GPP 的峰值在 12 gC m⁻² d⁻¹左右。SANIRv、TG 模型与 EC GPP 有较好的一致性,MOD17、VPM 模型出现了较大程度的低估,VODCA2 模型在生长季的开始前就出现了峰值,与 EC GPP 的一致性最差。在两年的观测期内,EC GPP 的累积量为 1750.52 gC m⁻², MOD17、VPM、TG、SANIRv、VODCA2 模型的模拟值分别为 1243.97 gC m⁻²、1244.03 gC m⁻²、1731.31 gC m⁻²、1796.29 gC m⁻²和 1579.84 gC m⁻²,TG 模型对 CN-Wul 农田站的模拟相对误差最低(表 4)。

2.3.3 草地生态系统的季节动态

图 8 为 KZ-Bal 站模型模拟值和观测值在时间序列上的特征,草地生态系统 GPP 的峰值在 11 gC m⁻² d⁻¹

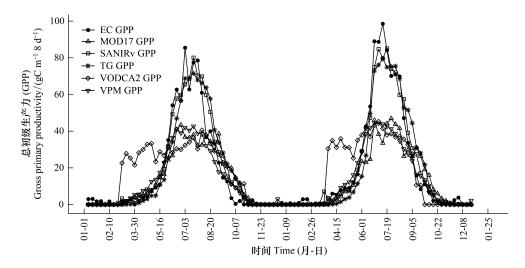


图 7 CN-Wul 站涡度通量 GPP 与模型模拟 GPP 季节动态

Fig.7 Seasonal dynamics of EC GPP and model simulated GPP at CN-Wul station

左右。TG、SANIRv 模型与 EC GPP 有较好的一致性, MOD17、VODCA2、VPM 模型则对 GPP 有较大程度的低估。观测期内, EC GPP 的累积量为 927.55 gC m⁻², MOD17、VPM、TG、SANIRv、VODCA2 模型的模拟值分别为 206.87 gC m⁻²、350.32 gC m⁻²、909.18 gC m⁻²、948.19 gC m⁻²和 211.10 gC m⁻²,MOD17、VPM、VODCA2 模型的模拟结果对 GPP 的低估程度较大, TG 模型对 KZ-Bal 草地站的模拟相对误差最低(表 4)。

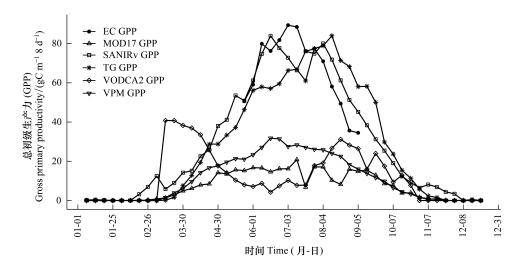


图 8 KZ-Bal 站涡度通量 GPP 与模型模拟 GPP 季节动态

Fig.8 Seasonal dynamics of EC GPP and model simulated GPP at KZ-Bal station

表 4 涡度观测 GPP 总量与模型模拟 GPP 总量的相对误差 RE/%

Table 4 Relative error (RE) of total vorticity observed GPP vs. total model simulated GPP

站点名称 Site name	MOD17 模型 MOD17 Model	VPM 模型 VPM Model	TG 模型 TG Model	SANIRv 模型 SANIRv Model	VODCA2 模型 VODCA2 Model
咸海站(KZ-Ara)	10.73	10.27	5.48	5.21	20.31
阜康站(CN-Fuk)	38.95	3.65	35.87	32.94	2.17
乌兰乌苏站(CN-Wul)	28.94	28.93	1.10	2.61	9.75
巴尔喀什湖站(KZ-Bal)	77.69	62.23	1.98	2.22	77.24

3 讨论

本研究通过比较涡度协相关法观测的地面数据与五种遥感 GPP 模型模拟的 GPP 数据,分析遥感模型在4个典型生态系统上的适用性。将五种 GPP 模型的关键输入参数与 GPP 进行对比分析,可以发现在不同的站点上,GPP 与 PAR 的决定系数均较高且大致相等,说明四个站点上 GPP 受 PAR 影响的程度较为一致,可以看出 GPP 并未受光照条件限制。在 KZ-Ara 和 CN-Fuk 两个荒漠植被站点上 GPP 与 LST 的决定系数较低,与气温的决定系数较高,这可能是因为荒漠植被地表覆盖度较低,地表温度较气温更高,不能很好的代表植被实际环境温度^[35];而 CN-Wul 农田站和 KZ-Bal 草地站植被覆盖较高,地表温度对植被实际环境温度的代表性较好,因此在这两个站点上 GPP 与 LST 的决定系数较高。除 CN-Wul 农田站外,其余三个站点植被指数 NDVI、EVI 与 GPP 的决定系数偏低,NDVI、EVI 可以反映植被生长状况,但由于中亚地处干旱区,自然生态系统的植被覆盖度往往较低,受土壤背景等因素影响,植被指数会偏低,这可能会对 GPP 的模拟带来误差。KZ-Ara 荒漠站 LSWI 与 GPP 的决定系数达到 0.9 以上(表 5)。这说明荒漠植被 GPP 的主要限制因素为水分胁迫,而 CN-Wul 农田站 LSWI 与 GPP 的相关系数非常低,这可能是因为农田作物生长所需要的水分来自于浇灌,而遥感数据为瞬时值,难以捕捉八天内植被、土壤中水分的动态变化,这可能会对 GPP 的模拟估计造成误差 [36]。

表 5 涡度通量 GPP 与模型输入因子的决定系数 R^2

	Table 5	Coefficient of determination	(R^2)) of the vorticity flux GF	PP with respect to the model input factor
--	---------	------------------------------	---------	----------------------------	---

站点名称 Site name	PAR	LST	NDVI	EVI	LSWI	T
咸海站(KZ-Ara)	0.5319	0.2063	0.1525	0.0178	0.9044	0.4629
阜康站(CN-Fuk)	0.4466	0.4562	0.5463	0.5890	0.5427	0.7367
乌兰乌苏站(CN-Wul)	0.4098	0.8437	0.7660	0.8659	0.0004	0.0206
巴尔喀什湖站(KZ-Bal)	0.6041	0.5815	0.3845	0.3111	0.3268	0.3839

PAR:光合有效辐射 Photosynthetically active radiation;LST:地表温度 Land surface temperature;NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index;EVI:增强型植被指数 Enhanced vegetation index;LSWI:陆地水分指数 Land surface water index;T:温度 Temperature

本研究比较的两种光能利用率模型 MOD17、VPM 模型对农田、草地的 GPP 有较为明显的低估,这可能是 由于 MOD17 定量水分胁迫的指标为 VPD,主要体现了大气水分亏缺量,而农田与草地站地处干旱区,空气较 为干燥,植被生长所需的水主要来源于浇灌或地下水,这可能导致 MOD17 模型过分估计了水分胁迫的程度, 最终导致模型对 GPP 的低估[37];而 VPM 模型定量水分胁迫的指标为 LSWI,基于前文所述,遥感数据可能对 植被、土壤中水分的动态估计存在一定偏差,这可能导致了 VPM 模型对两个站点 GPP 的低估。以往的研究 结果表明: VPM 模型对各土地覆盖类型 GPP 的整体模拟精度较高,但对农田的 GPP 也存在一定程度的低估 (~15%)^[38],MOD17模型模拟玉米、大豆的 GPP 时也出现了低估^[39]。王旭峰等人在黑河上游阿柔冻融观测 站利用 VPM 模型高寒草甸 GPP,结果表明 VPM 模型可以很好的模拟高寒草甸的 GPP[40]。杨明兴等人验证 了 MOD17 模型在亚热带针叶林和常绿阔叶林的 GPP 模型精度,结果表明 MOD17 模型对常绿阔叶林的模拟 效果较好,而对针叶林的 GPP 有较大程度的低估,全年低估量达到了 41.27%[41]。两种植被指数模型 TG、 SANIRv模型因其输入参数较少,只通过植被指数表征植被生长状况,而"固碳"能力通过站点数据与遥感数 据进行标定,减少了输入数据不准确对结果的干扰。前人研究发现 KZ-Bal 草地生态系统的固碳能力较 KZ-Ara 荒漠生态系统的能力更高[27],这与本文对 TG、SANIRv 模型参数 m 和 c 的标定结果呈现的特征一致。微 波遥感模型 VODCA2 模型在四个站点的模拟上精度均较低,这可能是由于数据集空间分辨率较低,导致观测 数据与模型模拟数据之间存在尺度不匹配的问题。由于中亚干旱区内分布的通量站点较少,本研究每种植被 类型只有一个通量站的观测数据,可能会使结果产生一定的偏差,有待于进一步研究。

4 结论

本研究针对中亚干旱区四个典型生态系统、将五种遥感 GPP 模型的模拟结果与地面观测结果进行对比

分析,初步揭示了五种遥感 GPP 模型在中亚地区对 GPP 的区域化模拟的应用潜力,主要结论如下:

- (1)综合三个评价指标,遥感 GPP 模型中对咸海和阜康荒漠灌丛生态系统的 GPP 模拟效果最好的模型 是光能利用率模型;对中国乌兰乌苏农田生态系统模拟效果最好的模型是植被指数模型中的 TG 模型;对哈萨克斯坦巴尔喀什湖草地生态系统模拟效果最好的模型是植被指数模型中的 SANIRv 模型。
- (2)对比中亚干旱区三种生态系统 GPP 的峰值发现,农田(12 gC m $^{-2}$ d $^{-1}$)>草地(11 gC m $^{-2}$ d $^{-1}$)>荒漠植被(4 gC m $^{-2}$ d $^{-1}$)。四个涡度通量观测站点地表植被 GPP 与 LSWI 的决定系数在荒漠植被上较高而在农田、草地植被上较低,说明水分亏缺是干旱区植被 GPP 的主要限制因素。

参考文献 (References):

- [1] 方精云,柯金虎,唐志尧,陈安平.生物生产力的"4P"概念、估算及其相互关系.植物生态学报,2001,25(4):414-419.
- [2] 于贵瑞, 张雷明, 孙晓敏, 李正泉, 伏玉玲. 亚洲区域陆地生态系统碳通量观测研究进展. 中国科学: D辑: 地球科学, 2004, 34(S2): 15-29.
- [3] 王克清,王鹤松,孙建新. 遥感 GPP 模型在中国地区多站点的应用与比较. 植物生态学报, 2017, 41(3): 337-347.
- [4] Liu Z J, Wang L C, Wang S S. Comparison of different GPP models in China using MODIS image and ChinaFLUX data. Remote Sensing, 2014, 6 (10): 10215-10231.
- [5] 陈曦,姜逢清,王亚俊,李耀明,胡汝骥.亚洲中部干旱区生态地理格局研究.干旱区研究,2013,30(3):385-390.
- [6] 井长青,安沙舟, CoLM 陆面模式对中亚干旱荒漠草地牛态系统陆面过程的数值模拟,草业学报,2017,26(3):13-21.
- [7] Liu J, Chen J M, Cihlar J, Park W M. A process-based boreal ecosystem productivity simulator using remote sensing inputs. Remote Sensing of Environment, 1997, 62(2): 158-175.
- [8] Ryu Y, Baldocchi D D, Black T A, Detto M, Law B E, Leuning R, Miyata A, Reichstein M, Vargas R, Ammann C, Beringer J, Flanagan L B, Gu L H, Hutley L B, Kim J, McCaughey H, Moors E J, Rambal S, Vesala T. On the temporal upscaling of evapotranspiration from instantaneous remote sensing measurements to 8-day mean daily-sums. Agricultural and Forest Meteorology, 2012, 152: 212-222.
- [9] Monteith J L. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. Journal of Applied Ecology, 1972, 9(3): 747.
- [10] Potter C, Randerson J, Field C, Matson P, Vitousek P, Mooney H, Klooster S. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. Global Biogeochemical Cycles, 1993, 7: 811-841.
- [11] Running S W, Thornton P E, Nemani R, Glassy J M. Global Terrestrial Gross and Net Primary Productivity from the Earth Observing System. Methods in Ecosystem Science. New York: Springer, 2000; 44-57.
- [12] Yuan W P, Liu S G, Yu G R, Bonnefond J M, Chen J Q, Davis K, Desai A R, Goldstein A H, Gianelle D, Rossi F, Suyker A E, Verma S B. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(7): 1416-1431.
- [13] Zhang Y, Xiao X M, Wu X C, Zhou S, Zhang G L, Qin Y W, Dong J W. A global moderate resolution dataset of gross primary production of vegetation for 2000-2016. Scientific Data, 2017, 4: 170165.
- [14] 马敏娜, 袁文平. 青藏高原总初级生产力估算的模型差异. 遥感技术与应用, 2017, 32(3): 406-418.
- [15] Sims D A, Rahman A F, Cordova V D, El-Masri B Z, Baldocchi D D, Flanagan L B, Goldstein A H, Hollinger D Y, Misson L, Monson R K, Oechel W C, Schmid H P, Wofsy S C, Xu L K. On the use of MODIS EVI to assess gross primary productivity of North American ecosystems.

 Journal of Geophysical Research; Biogeosciences, 2006, 111(G4).
- [16] Sims D A, Rahman A F, Cordova V D, El-Masri B Z, Baldocchi D D, Bolstad P V, Flanagan L B, Goldstein A H, Hollinger D Y, Misson L, Monson R K, Oechel W C, Schmid H P, Wofsy S C, Xu L K. A new model of gross primary productivity for North American ecosystems based solely on the enhanced vegetation index and land surface temperature from MODIS. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1633-1646.
- [17] Wu C Y, Han X Z, Ni J S, Niu Z, Huang W J. Estimation of gross primary production in wheat from *in situ* measurements. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010, 12(3): 183-189.
- [18] Wu G H, Guan K Y, Jiang C Y, Peng B, Kimm H, Chen M, Yang X, Wang S, Suyker A E, Bernacchi C J, Moore C E, Zeng Y L, Berry J A, Cendrero-Mateo M P. Radiance-based NIR, as a proxy for GPP of corn and soybean. Environmental Research Letters, 2020, 15(3): 034009.
- [19] Wild B, Teubner I, Moesinger L, Zotta R M, Forkel M, van der Schalie R, Sitch S, Dorigo W. VODCA2GPP: a new, global, long-term (1988—2020) gross primary production dataset from microwave remote sensing. Earth System Science Data, 2022, 14(3): 1063-1085.
- [20] 王雅楠,韦瑾,汤旭光,韩旭军,马明国.应用叶绿素荧光估算植被总初级生产力研究进展.遥感技术与应用,2020,35(5):975-989.
- [21] Gebremichael M, Barros A P. Evaluation of MODIS Gross Primary Productivity (GPP) in tropical monsoon regions. Remote Sensing of

- Environment, 2006, 100(2): 150-166.
- [22] Chen Y N, Gu H F, Wang M N, Gu Q, Ding Z, Ma M G, Liu R Y, Tang X G. Contrasting performance of the remotely-derived GPP products over different climate zones across China. Remote Sensing, 2019, 11(16): 1855.
- [23] Wang X F, Ma M G, Li X, Song Y, Tan J L, Huang G H, Zhang Z H, Zhao T B, Feng J M, Ma Z G, Wei W, Bai Y F. Validation of MODIS-GPP product at 10 flux sites in Northern China. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(2): 587-599.
- [24] 刘冉,王勤学,唐立松,李彦. 盐生荒漠地表水热与二氧化碳通量的季节变化及驱动因素. 生态学报, 2009, 29(1): 67-75.
- [25] 王进, 白洁, 陈曦, 罗格平, 王绍明. 新疆绿洲覆膜滴灌棉田碳通量特征研究. 农业机械学报, 2015, 46(2): 70-78, 136.
- [26] Li L, van der Tol C, Chen X, Jing C, Su B, Luo G, Tian X. Representing the root water uptake process in the Common Land Model for better simulating the energy and water vapour fluxes in a Central Asian desert ecosystem. Journal of Hydrology, 2013, 502; 145-155.
- [27] 王玉辉, 井长青, 白洁, 李龙辉, 陈曦, 罗格平. 亚洲中部干旱区 3 个典型生态系统生长季水碳通量特征. 植物生态学报, 2014, 38(8): 795-808
- [28] Zhang X T, Liang S L, Zhou G Q, Wu H R, Zhao X. Generating Global LAnd Surface Satellite incident shortwave radiation and photosynthetically active radiation products from multiple satellite data. Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 318-332.
- [29] Teubner I E, Forkel M, Camps-Valls G, Jung M, Miralles D G, Tramontana G, van der Schalie R, Vreugdenhil M, Mösinger L, Dorigo W A. A carbon sink-driven approach to estimate gross primary production from microwave satellite observations. Remote Sensing of Environment, 2019, 229:100-113.
- [30] 刘冉,李彦,王勤学,许皓,郑新军. 盐生荒漠生态系统二氧化碳通量的年内、年际变异特征. 中国沙漠, 2011, 31(1): 108-114.
- [31] Reichstein M, Falge E, Baldocchi D, Papale D, Aubinet M, Berbigier P, Bernhofer C, Buchmann N, Gilmanov T, Granier A, Grunwald T, Havrankova K, Ilvesniemi H, Janous D, Knohl A, Laurila T, Lohila A, Loustau D, Matteucci G, Meyers T, Miglietta F, Ourcival J M, Pumpanen J, Rambal S, Rotenberg E, Sanz M, Tenhunen J, Seufert G, Vaccari F, Vesala T, Yakir D, Valentini R. On the separation of net ecosystem exchange into assimilation and ecosystem respiration; review and improved algorithm. Global Change Biology, 2005, 11(9): 1424-1439.
- [32] Jiang C Y, Guan K Y, Wu G H, Peng B, Wang S. A daily, 250 m and real-time gross primary productivity product (2000 present) covering the contiguous United States. Earth System Science Data, 2021, 13(2): 281-298.
- [33] 袁文平,蔡文文,刘丹,董文杰. 陆地生态系统植被生产力遥感模型研究进展. 地球科学进展, 2014, 29(5): 541-550.
- [34] 朱安然,孙睿,王梦佳. 植被光能利用率遥感估算. 遥感学报, 2021, 25(6): 1227-1243.
- [35] 彭擎, 王让会, 蒋烨林, 吴晓全. 植被-地温指数(NDVI-LST)在新疆干旱监测中的适用性. 生态学报, 2018, 38(13): 4694-4703.
- [36] 谢馨瑶. 基于邻域空间的山地植被 GPP 遥感估算建模及其空间尺度扩展研究[D]. 成都:中国科学院大学(中国科学院水利部成都山地 灾害与环境研究所), 2021.
- [37] Yu T, Jiapaer G, Bao A, Zheng G X, Zhang J F, Li X, Yuan Y, Huang X R, Umuhoza J. Disentangling the relative effects of soil moisture and vapor pressure deficit on photosynthesis in dryland Central Asia. Ecological Indicators, 2022, 137: 108698.
- [38] Wolanin A, Camps-Valls G, Gómez-Chova L, Mateo-García G, van der Tol C, Zhang Y G, Guanter L. Estimating crop primary productivity with Sentinel-2 and Landsat 8 using machine learning methods trained with radiative transfer simulations. Remote Sensing of Environment, 2019, 225: 441-457
- [39] Peng Y, Gitelson A A. Remote estimation of gross primary productivity in soybean and maize based on total crop chlorophyll content. Remote Sensing of Environment, 2012, 117: 440-448.
- [40] 王旭峰,马明国,李新,宋怡,谭俊磊,黄广辉,于文凭. 遥感 GPP 模型在高寒草甸的应用比较. 遥感学报, 2012, 16(4): 751-763.
- [41] 杨明兴, 代侦勇, 杜启勇, 强森. 遥感 GPP 模型在亚热带常绿林的应用比较. 测绘地理信息, 2019, 44(1): 69-73.