doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.023

不同光能利用率模型模拟青藏高原高寒草甸 GPP 性能研究

陈诗扬[1,2]　李映祥[3]　岳亚男[1]　辛晓平[1,2]　潘　昊[1]　李祎森[1]

(1.中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
2.呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站, 北京 100081; 3.北京林业大学林学院, 北京 100083)

摘要: 为评估不同光能利用率(LUE)模型在模拟青藏高原高寒草甸生态系统总初级生产力(GPP)方面的性能差异,并解析模型结构对其在高原独特环境下模拟精度的影响,选取青藏高原东北部海北高寒草甸生态站 2015—2020 年的涡度相关(EC)实测日尺度 GPP 数据为基准,评估了 14 种具有代表性的 LUE 模型(如 CASA、MOD17、MuSyQ、P-model、Wang-model 等)的模拟表现,采用决定系数 R^2、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)等统计指标进行性能比较。评估结果表明,不同 LUE 模型在高寒草甸的模拟性能差异显著。MuSyQ 模型综合表现最优(R^2 = 0.59,RMSE 为 0.89 g/(m^2·d)),其次是 Wang-model 和 CI-LUE;而 TEC 和 MOD17 等模型表现较差(R^2 ≤ 0.25)。普遍而言,考虑了天空状况的模型(如 MuSyQ、Wang-model)相较于简化模型具有更好的适用性。对于水分胁迫函数,采用 LSWI 的模型在同类模型中表现相对最好,优于基于 VPD、土壤湿度或蒸散比的模型。所有模型的 R^2 均未超过 0.6,显示现有模型在精确模拟该区域 GPP 方面仍存在局限性。影响模拟精度的关键因素在于模型如何响应高原的低温、强辐射和特殊水文条件。模型对低温响应的设定,包括阈值、最适温度以及低温强辐射下光抑制效应的表达,直接决定了温度胁迫模拟的准确性;其水分胁迫参数化能否有效捕捉高原"土壤湿润-大气干燥"的独特水分限制,是水分胁迫模拟的关键;而天空条件的引入及其对 LUE 的调节以反映漫射光优势和强光抑制,则直接影响了辐射利用效率的刻画。在高寒草甸的特殊环境下,模型能否精细化表达温度、水分和辐射胁迫的综合影响,是决定其模拟精度的关键。

关键词: 高寒草甸; 总初级生产力; 光能利用率模型

中图分类号: Q948　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)17-0242-12　　**OSID**:

Performance Comparison of Light Use Efficiency Models for Simulating GPP in Tibetan Plateau Alpine Meadows

Chen Shiyang[1,2]　Li Yingxiang[3]　Yue Ya'nan[1]　Xin Xiaoping[1,2]　Pan Hao[1]　Li Yisen[1]

(1. *Institute of Agricultural Resources and Regional Planning*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Beijing* 100081, *China*
2. *National Hulunber Grassland Ecosystem Observation and Research Station*, *Beijing* 100081, *China*
3. *School of Forestry*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Accurate gross primary productivity (GPP) estimation in Tibetan Plateau alpine meadows is crucial for understanding carbon cycling under climate change. The performance of 14 diverse light use efficiency (LUE) models (including CASA, MOD17, MuSyQ, P-model, Wang-model) in simulating daily GPP against eddy covariance (EC) measurements from the Haibei site (2015—2020) was comprehensively evaluated. It was specifically investigated how differences in model structure, particularly the formulation of environmental stress functions for temperature ($f(T)$), water availability ($f(W)$), and radiation/sky conditions (e.g., cloudiness index, CI), influence simulation accuracy in this unique high-altitude environment characterized by low temperatures, intense radiation, and distinct hydrology. Performance metrics (R^2, RMSE, MAE) revealed substantial variations. MuSyQ demonstrated the best performance (R^2 = 0.59, RMSE was 0.89 g/(m^2·d)), followed by Wang-model and CI-LUE. Models explicitly incorporating sky conditions (CI) or differentiating diffuse/direct

收稿日期: 2025-04-27　修回日期: 2025-06-09

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1300500)和财政部和农业农村部:现代农业产业技术体系建设专项(CARS-34)

作者简介: 陈诗扬(1997—),男,博士生,主要从事草地生态遥感研究,E-mail: 82101221178@caas.cn

通信作者: 辛晓平(1970—),女,研究员,博士生导师,主要从事草地生态遥感研究,E-mail: xinxiaoping@caas.cn

radiation impacts generally outperformed simpler models. Conversely, models like TEC and MOD17 showed poor results ($R^2 \leqslant 0.25$). The key factors influencing simulation accuracy lie in how models responded to the plateau's low temperatures, intense radiation, and special hydrological conditions. Specifically, the model's parameterization of low-temperature responses, including thresholds, optimum temperature, and the expression of photo inhibition effects under low-temperature and intense radiation, directly determined the accuracy of temperature stress simulation. The capability of water stress parameterizations to effectively capture the plateau's unique "moist soil – dry atmosphere" water limitation was key to accurate water stress simulation. Furthermore, the introduction of sky conditions and their regulation of LUE to reflect diffuse light advantages and strong light inhibition directly affected the characterization of radiation use efficiency. Regarding the water stress function, models employing the land surface water index (LSWI) performed relatively better among comparable models than those based on vapor pressure deficit (VPD), soil moisture, or the ratio of actual to potential evapotranspiration. Notably, no model achieved an R^2 exceeding 0.6, highlighting a persistent challenge in accurately simulating GPP in this ecosystem. The results underscored the critical need for refining LUE models, particularly their environmental stress functions, to better capture the complex physiological responses of alpine vegetation to the specific conditions of the Tibetan Plateau, thereby improving regional GPP estimation.

Key words: alpine meadow; gross primary productivity; light use efficiency model

0　引言

青藏高原拥有世界上面积最大、海拔最高的高寒草甸生态系统[1-3]。准确量化该区域的总初级生产力(GPP)对于理解其独特的碳动态、评估生态系统服务以及预测气候变化影响至关重要[4-5]。然而,高原显著的低温、强烈的太阳辐射、独特的季节性冻融水文过程以及特殊的干湿组合特征[6],对GPP 的准确模拟构成了严峻挑战。估算 GPP 的方法主要包括基于站点的涡度相关(Eddy covariance, EC)观测和模型模拟。EC 技术能够提供高精度的站点尺度碳通量数据[7],但其空间代表性有限。模型模拟,特别是基于卫星遥感的模型[8],能够将估算从点扩展到面,实现大尺度、连续时空的 GPP 制图[9],但也面临模型结构、参数化方案和输入数据带来的不确定性[10]。在众多模型中,基于光能利用率(Light use efficiency, LUE)的模型因其机制相对清晰、参数较少、易于与遥感数据结合而被广泛应用[11-13]。LUE 模型的基本原理是 GPP 等于植被吸收的光合有效辐射(APAR)与实际光能利用率的乘积。实际光能利用率通常表示为最大光能利用率受到环境胁迫因子(如温度、水分、辐射条件[14]等)限制而折减后的函数[15]。

现有 LUE 模型种类繁多,它们在如何定义和量化这些关键环境胁迫函数,特别是温度胁迫函数 $f(T)$ 和水分胁迫函数 $f(W)$,以及是否考虑天空状况(如云量指数(CI))或区分散射/直射辐射对 LUE 的影响等方面存在显著差异[16]。这些模型结构上的差异,在青藏高原独特的极端环境下被进一步放大。例如,高原普遍的低温及生长季低温与强辐射并存的现象,严峻考验了不同模型 $f(T)$ 曲线的低温响应阈值和是否存在最优温度后的抑制机制;独特的冻融水文过程和"土壤相对湿润但大气干燥"的现象,则对模型选择何种水分胁迫指标(如土壤湿度[17]、大气压亏缺(Vapor pressure deficit, VPD)、蒸散比率)提出了挑战,并可能导致模拟结果的巨大分歧;强辐射条件也使得模型是否考虑光抑制或天空状况对 LUE 的调节作用变得尤为关键。

尽管已有研究探讨了青藏高原 GPP 的时空变化与驱动因子[18-21],但目前仍缺乏针对该区域高寒草甸生态系统的系统性多模型对比评估,特别是深入剖析模型结构(尤其是环境胁迫函数的差异)如何具体影响其在高原独特环境下模拟性能的研究。因此,本文针对青藏高原高寒草甸,系统性地评估 14 种具有代表性的 LUE 模型模拟 GPP 的性能,旨在:确定哪种 LUE 模型在模拟该特定生态系统日尺度 GPP 方面表现最佳;探究不同模型对温度、水分胁迫以及天空条件的不同参数化方案如何导致其模拟性能的差异;评估各模型准确再现高寒草甸 GPP 关键季节动态特征(如起止时间、峰值时间与幅度)的能力。

1　材料与方法

1.1　基于光能利用率模型的 GPP 模型及其关键参数

本研究选取了 14 种基于 LUE 的 GPP 估算模型[12,22-33],包括 CASA、GLO – PEM、C – Fix、VPM、MOD17、CFLUX、EC – LUE、CI – LUE、TEC、CCW、

CI－EF、Wang－model、MuSyQ、P－model，对比评估其在高寒草甸生态系统中的适用性。所有模型均源于 Monteith[11] 提出的光合生产力原理，即 GPP 可表示为植被对光合有效辐射的吸收量 $APAR$、基础光能利用率 LUE_{base} 和环境胁迫因子的乘积。一般形式为

$$GPP = APAR \times LUE_{base} \times f(T) f(W)$$

这些模型在关键参数的设定和胁迫因子的表达上存在显著差异，形成了不同的模型分支。下文主要从温度胁迫、水分胁迫的表征方式以及最大光能利用率对云量响应 3 方面对这些模型的差异进行梳理和分类。

各模型对温度如何影响光合作用的刻画方式差异显著。一些模型（如 CCW、EC－LUE、GLO－PEM、TEC、VPM）采用基于最适温度 T_{opt}、最低温度 T_{min} 和最高温度 T_{max} 的抛物线型或钟形函数来描述温度响应曲线。CASA、MuSyQ 和 Wang－model 模型则采用双重指数函数刻画温度从次适到最适再到超适范围的响应过程。CFLUX、MOD17、CI－LUE 采用了更为简化的分段线性函数，基于日最低温（TMIN）是否达到特定阈值来判断胁迫程度。C－Fix 模型则从生化过程出发，使用包含活化能的 Arrhenius 类指数函数来表达温度对酶活性的影响。具体计算方式见表 1。

表 1 不同模型中温度胁迫因子 $f(T)$ 的计算公式

Tab. 1 Calculation formulas for temperature stress factor $f(T)$ in different models

模型名称	$f(T)$ 计算公式
CASA	$f(T) = T_{\varepsilon 1} T_{\varepsilon 2}$ $T_{\varepsilon 1} = 0.8 + 0.02T_{opt} - 0.0005T_{opt}^2$ $T_{\varepsilon 2} = \frac{1.1614}{1+\exp(0.2(T_{opt}-10-T))} \frac{1}{1+\exp(0.3(-T_{opt}-10+T))}$
MuSyQ	$f(T) = \frac{1}{(1+\exp(0.2(T_{opt}-10-T)))(1+\exp(0.3(-T_{opt}-10+T)))}$
Wang－model	$f(T) = \frac{1.1614}{(1+\exp(-T_{opt}-10+T))(1+\exp(T_{opt}-10-T))}$
CCW、EC－LUE、GLO－PEM、TEC、VPM	$f(T) = \frac{(T-T_{min})(T-T_{max})}{(T-T_{min})(T-T_{max})-(T-T_{opt})^2}$
C－Fix	$f(T) = \frac{\exp\left(21.77 - \frac{6344.7}{T}\right)}{1+\exp\left(\frac{704.95T-211000}{8.314T}\right)}$
CFLUX、CI－EF、CI－LUE、MOD17	$f(T) = \begin{cases} 0 & (T_{MIN} < T_{MIN_{min}}) \\ \frac{T_{MIN}-T_{MIN_{min}}}{T_{MIN_{max}}-T_{MIN_{min}}} & (T_{MIN_{min}} \leqslant T_{MIN} \leqslant T_{MIN_{max}}) \\ 1 & (T_{MIN} > T_{MIN_{max}}) \end{cases}$
P－model	$f(T) = 0.352 + 0.022T - 0.00034T^2$

模型对水分胁迫（$f(W)$）的表征方式同样存在显著差异，根据采用的主要水分胁迫指标，可将模型大致归类：部分模型依赖大气干旱指标，如 MOD17 使用饱和水汽压差（VPD）；部分模型利用遥感植被水分指数，如 VPM 使用地表水指数（LSWI）；部分模型采用基于蒸散的指标，如 MuSyQ 和 TEC 使用实际蒸散与潜在蒸散的比值（E/E_p）；还有模型结合了土壤湿度信息（如 CASA）或采用多因子组合（如 Wang－model 结合 VPD 和土壤湿度），如表 2 所示。

模型在定义和计算植被冠层的基础光能利用效率（LUE_{base}）时存在差异，一类模型（如 MOD17、P－model、VPM、C－Fix、TEC 等）在其核心 LUE_{base} 计算中未显式包含 CI 作为调节因子，仅根据植被类型设定一个最大光能利用率（LUE_{max}）。另一类模型，包括 CCW、CFLUX、CI－EF、MuSyQ 和 Wang－model，则明确将 CI 纳入 LUE_{base} 计算，如表 3 所示。这些模型利用 CI 来刻画不同光照条件对冠层光合作用的差异化影响。例如，CFLUX 和 CI－EF 模型引入了晴空条件下的光能利用率（LUE_{cs}）作为基准下限，以反映无云状态下的光能转化水平；而 MuSyQ 模型则利用 CI 对冠层进行了更精细的划分，分别计算阳叶光能利用率（LUE_{su}）和阴叶光能利用率（LUE_{sh}）的加权贡献。这些模型均显示出 LUE_{base} 随 CI 增加（从晴空向多云过渡）而升高的正相关关系。为消除各模型固有最大光能利用率（LUE_{max}）差异对 GPP 估算比较的影响，更聚焦地评估不同胁迫因子参数化方案和模型结构的性能，本研究统一将所有模型的 LUE_{max} 设为 0.98 g/MJ，该值为 14 个模型文献中报道的 LUE_{max} 范围的中间值。

表 2　不同模型中水分胁迫因子 $f(W)$ 的计算公式

Tab. 2　Calculation formulas for water stress factor $f(W)$ in different models

模型名称	$f(W)$ 计算公式	主要水分指标
CASA、MuSyQ	$f(W)=0.5+0.5\frac{E}{E_p}$	
TEC	$f(W)=\frac{E}{E_p}$	蒸散比 E/E_P
GLO－PEM	$f(W)=f(SHD)f(SM)$ $f(SHD)=\begin{cases}1-0.05SHD & (0<SHD\leqslant 15)\\ 0.25 & (SHD>15)\end{cases}$ $f(SM)=1-\exp(8.1(SM-0.833))$	比湿亏缺（SHD）、土壤含水量（SM）
CFLUX、MOD17	$f(W)=\frac{VPD_{\max}-VPD}{VPD_{\max}-VPD_{\min}}$	
CCW	$f(W)=\exp(VPD-VPD_{\min})$	大气压亏缺（VPD）
EC－LUE	$f(W)=\frac{VPD_0}{VPD+VPD_0}$	
VPM	$f(W)=\frac{1+LSWI}{1+LSWI_{\max}}$	遥感指数（LSWI）
CI－EF	$f(W)=\frac{EF-EF_{\min}}{EF_{\max}-EF_{\min}}$	蒸发比（EF）
Wang－model	$f(W)=f(SWC)f(VPD)$ $f(W)=\frac{SWC-SWC_{\min}}{SWC_{\max}-SWC_{\min}}$ $f(VPD)=\frac{1}{1+\frac{VPD}{15}}$	土壤湿度（SWC）、大气压亏缺（VPD）
P－model	$f(W)=f(\theta)f(VPD)$ $f(\theta)=q(\theta-\theta^*)^2+1$ $f(VPD)=m_j\sqrt{1-\left(\frac{0.41}{m_j}\right)^{2/3}}$	土壤含水率 θ、大气压亏缺（VPD）

注：VPD_0、q、θ、θ^* 和 m_j 分别代表半饱和水汽压差常数、土壤水分敏感性参数、实际土壤含水率、临界土壤含水率阈值和气孔响应参数。

表 3　不同模型中基础光能利用率 LUE_{base} 的计算公式

Tab. 3　Calculation formulas for baseline light use efficiency (LUE_{base}) in different models

模型名称	计算公式
CCW	$LUE_{base}=LUE_{\max}[1-0.665(1-CI)]$
CFLUX、CI－EF	$LUE_{base}=(LUE_{\max}-LUE_{cs})f(CI)+LUE_{cs}$
MuSyQ	$LUE_{base}=LUE_{su}(1-CI)+LUE_{sh}CI$
Wang－model	$LUE_{base}=LUE_{\max}f(CI)$

1.2　数据获取与处理

本研究的基础数据主要包括地面站点实测数据和卫星遥感数据。地面实测数据来源于青海海北高寒草甸生态系统国家野外科学观测研究站，选用其 2015—2020 年期间连续观测的碳水热通量数据集[34]。该数据集包含两个主要部分：一是常规气象因子观测数据，涵盖了空气温度、空气相对湿度、水汽压、风速、风向、大气压强、入射总辐射、净辐射、光合有效辐射（PAR）、降水量以及多层土壤温度和土壤含水率等；二是关键的生态系统碳水通量数据，具体包括净生态系统 CO_2 交换量（NEE）、生态系统呼吸（Reco）、总生态系统 CO_2 交换量（GEE，作为 GPP 的观测基准）、潜热通量（LE）和显热通量（H）。这些高时间分辨率的站点数据为模型模拟提供了驱动输入和验证基准。

模型运行所需的植被光合有效辐射吸收比例（fPAR）参数来源于 MOD15A2H 标准产品，该产品提供了空间分辨率为 500 m、时间步长为 8 d 合成的全球 fPAR 和叶面积指数（LAI）数据。本研究中，提取了包含站点通量塔位置的像元值，以代表站点尺度的 fPAR。本研究还选取了研究区域 2015—2020 年生长季的 PlanetScope（Dove）地表反射率产品。该影像具有 3 m 的空间分辨率和约 1 d 的重访周期，包含红、绿、蓝和近红外波段。为将其空间分辨率与站点观测尺度相匹配，以站点通量塔位置为中心划定 100 m 半径的缓冲区，计算此区域内所有有效像元的 NDVI（归一化植被指数）和 EVI（增强型植被指数）日值的空间平均值，作为逐日 NDVI 和 EVI 时序数据。通过上述方法，不同来源和空间分辨率的数据产品均被处理以表征站点观测尺度的状况，从而确保了数据在模型应用中的一致性。

1.3　模型性能评估与分析方法

为全面评估 14 种光能利用率模型在高寒草甸生态系统的适用性，本研究首先基于站点涡度协方差实测的日尺度 GPP 数据作为基准，计算各模型模拟值与实测值之间的决定系数 R^2、平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）。

其次，为探究模型间性能差异的内在原因，本研究分析了各模型对关键环境因子的响应模式。具体通过考察模型内部计算的温度胁迫因子、光能利用率（或相关参数）以及水分胁迫因子与相应环境驱动因子（如温度、云量指数、水分变量）之间的函数关系，揭示不同模型参数化方案对环境变化的敏感性特征。同时，利用部分模型在结构上的相似性进行针对性比较：通过对比一组具有相似温度响应逻辑和常数光能利用率设定但水分胁迫因子不同的模型（EC－LUE、GLO－PEM、TEC、VPM）的整体模拟精度，间接评估不同水分胁迫表征方式的相对有效性；通过对比另一组具有相似温、水胁迫函数但对天空条件指数（CI）处理不同的模型（CFLUX、MOD17）的整体模拟精度，评估引入天空条件调节对模型性能的影响。由于模型间其他未控制的结构差异仍可能产生多因子交叉效应，这使得在类似的分组对比中难以精确分离和量化单一因子的贡献。

最后，本研究评估了各模型对高寒草甸 GPP 季

节动态的模拟能力。通过计算观测与模拟 GPP 在多年研究期间(2015—2020 年)的日平均值,生成平均季节动态曲线,并分析模型模拟值的年际变异范围。将模拟的平均季节进程及其波动范围与观测的平均季节动态进行对比,重点评价模型在捕捉 GPP 生长季起止时间、峰值出现时间与幅度等关键物候特征方面的表现。

2 结果

2.1 整体模拟精度比较

图 1 展示了 14 个 LUE 模型模拟的生长季日 GPP(预测值)与涡度协方差测量的 GPP(实测值)

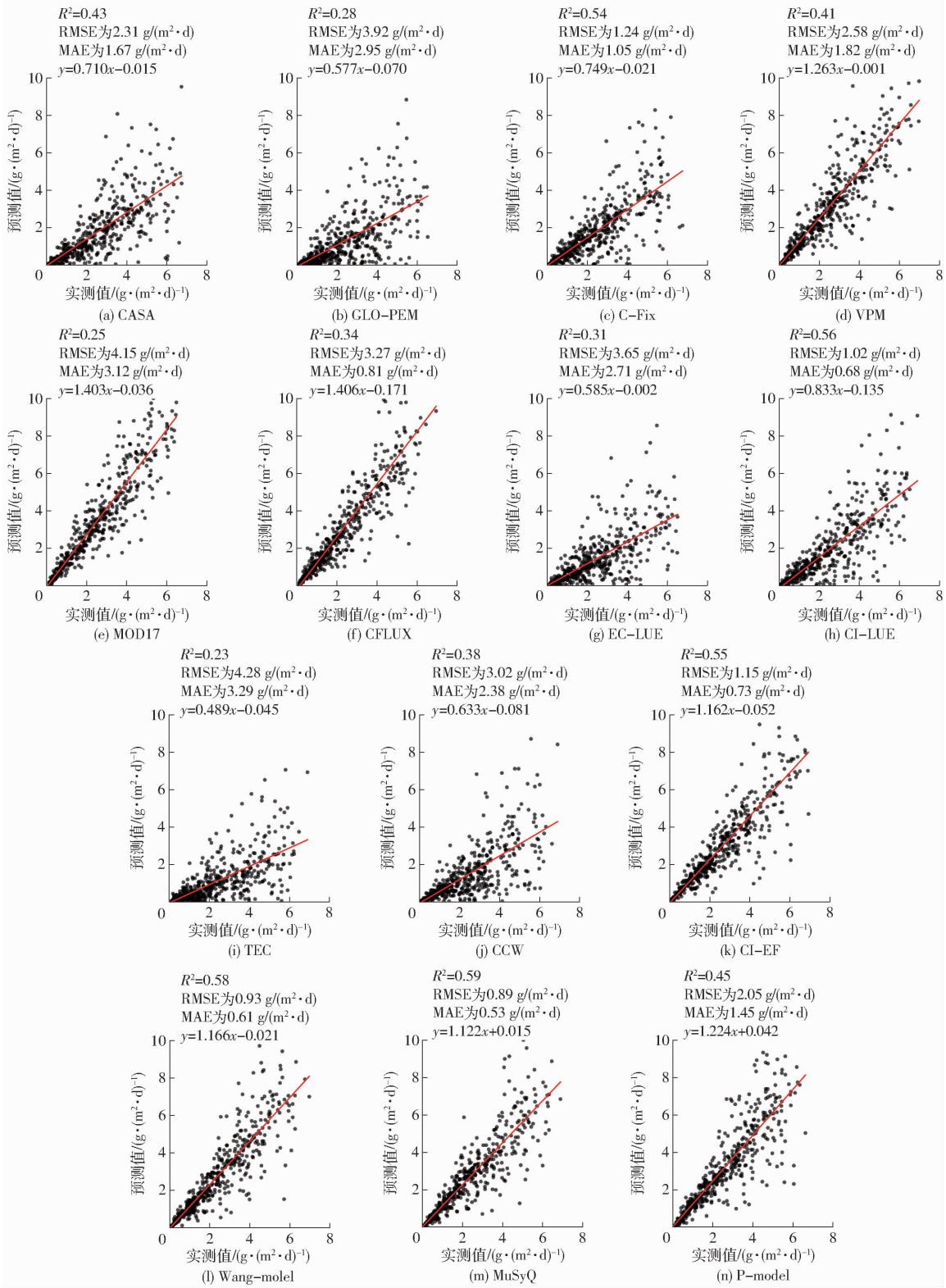

图 1 14 种 LUE 模型模拟的高寒草甸生长季日 GPP(预测值)与涡度协方差实测值(实测值)的对比散点图

Fig. 1 Scatter plots comparing daily GPP during alpine meadow growing season, simulated by 14 LUE models (predicted values), against eddy covariance measurements (observed values)

的对比结果。模拟精度方面，MuSyQ 模型（图 1m）表现最优，其 R^2 达到 0.59，RMSE 和 MAE 分别为 0.89 g/(m²·d) 和 0.53 g/(m²·d)，显示出最高的解释能力和最低的预测误差。紧随其后的是 Wang－model（R^2 = 0.58，RMSE 为 0.93 g/(m²·d)，MAE 为 0.61 g/(m²·d)）、CI－LUE（R^2 = 0.56，RMSE 为 1.02 g/(m²·d)，MAE 为 0.68 g/(m²·d)）和 CI－EF（R^2 = 0.55，RMSE 为 1.15 g/(m²·d)，MAE 为 0.73 g/(m²·d)），这些模型同样展现了较高的 R^2 和较低的误差水平。相比之下，部分模型表现不佳，例如 TEC、MOD17、GLO－PEM 和 EC－LUE，它们的 R^2 值均低于 0.32，且 RMSE 显著偏高，表明这些模型对高寒草甸 GPP 的预测能力较弱。

回归线斜率反映了模型预测值相对于实测值的整体趋势。多个模型的斜率显著偏离理想值 1。例如，GLO－PEM（0.577）、TEC（0.489）、CCW（0.633）和 EC－LUE（0.585）等模型斜率远小于 1，表现出明显的 GPP 低估趋势，尤其是在 GPP 较高时。另一方面，MOD17（1.403）、CFLUX（1.406）、P－model（1.224）和 VPM（1.263）等模型的斜率则显著大于 1，显示出高估 GPP 的倾向。表现较好的 MuSyQ（1.122）、Wang－model（1.166）和 CI－EF（1.162）模型斜率也略大于 1，而 CI－LUE（0.833）则略有低估。

在高寒草甸生态系统中表现较优的模型（如 MuSyQ、Wang－model、CI－LUE、CI－EF）往往包含了对冠层内散射辐射与直射辐射吸收过程的区分机制。这表明，在高寒地区低温、高辐射的环境条件下，精细化地表征冠层光能吸收过程对于提高 GPP 模拟精度至关重要。尽管部分模型表现相对较好，但所有模型的 R^2 均未超过 0.6，说明即使是性能最优的模型也仅能解释观测 GPP 变异的约 60%。这揭示了当前 LUE 模型在应用于高寒草甸生态系统时仍普遍存在显著的不确定性。

2.2　模型对环境因子的响应模式与特定组分比较

模型间模拟性能的差异与其对环境胁迫因子的不同响应方式有关。多数模型的 $f(T)$ 呈现单调递增或在较高温度趋于饱和的趋势，未表现出明显的最适温度后的下降。然而，图 2 清晰地揭示了各模型在如何界定低温胁迫的起始点（即 $f(T)$ 开始显著大于零的温度）和响应速率（曲线在低温区的陡峭程度）上存在显著分歧。例如，P－model 在接近 −5℃时即显示出一定的响应，而 CI－LUE 和 Wang－model模型则需要温度接近 0℃时，其 $f(T)$ 才开始有显著的增加。而 CASA 模型则呈现独特的钟形曲线，与其他模型明显不同。其 $f(T)$ 在约 12℃达到峰值（最适温度），超过此温度后 $f(T)$ 开始显著下降。这些 $f(T)$ 参数化的分歧可能导致各模型在低温胁迫下对 GPP 估算结果出现显著差异，尤其是在生长季的起始、结束阶段以及对温度快速变化的响应上。例如，低温响应阈值偏低的模型倾向于估算出更长的有效生长季，而响应速率更快的模型则能更灵敏地反映短期温度波动对 GPP 的影响。

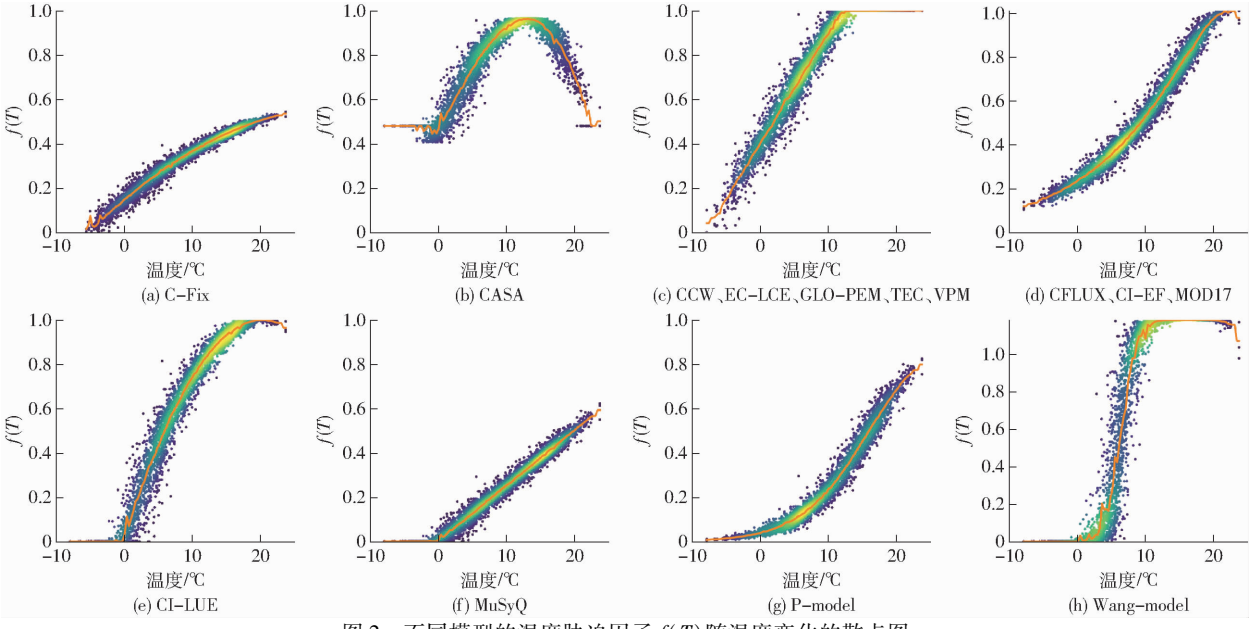

图 2　不同模型的温度胁迫因子 $f(T)$ 随温度变化的散点图

Fig. 2　Scatter plots showing temperature stress factor $f(T)$ versus temperature for different models

各模型对水分胁迫 $f(W)$ 的响应模式同样不同，图 3 展示了不同模型计算出的 $f(W)$ 与其所依赖的水分相关变量之间的关系散点图。针对采用相似温度胁迫逻辑和常数 LUE_{base} 的 EC－LUE、GLO－PEM、TEC、VPM 共 4 个模型，比较其整体模拟精度以间接评估不同 $f(W)$ 表征方式的有效性。根据模型

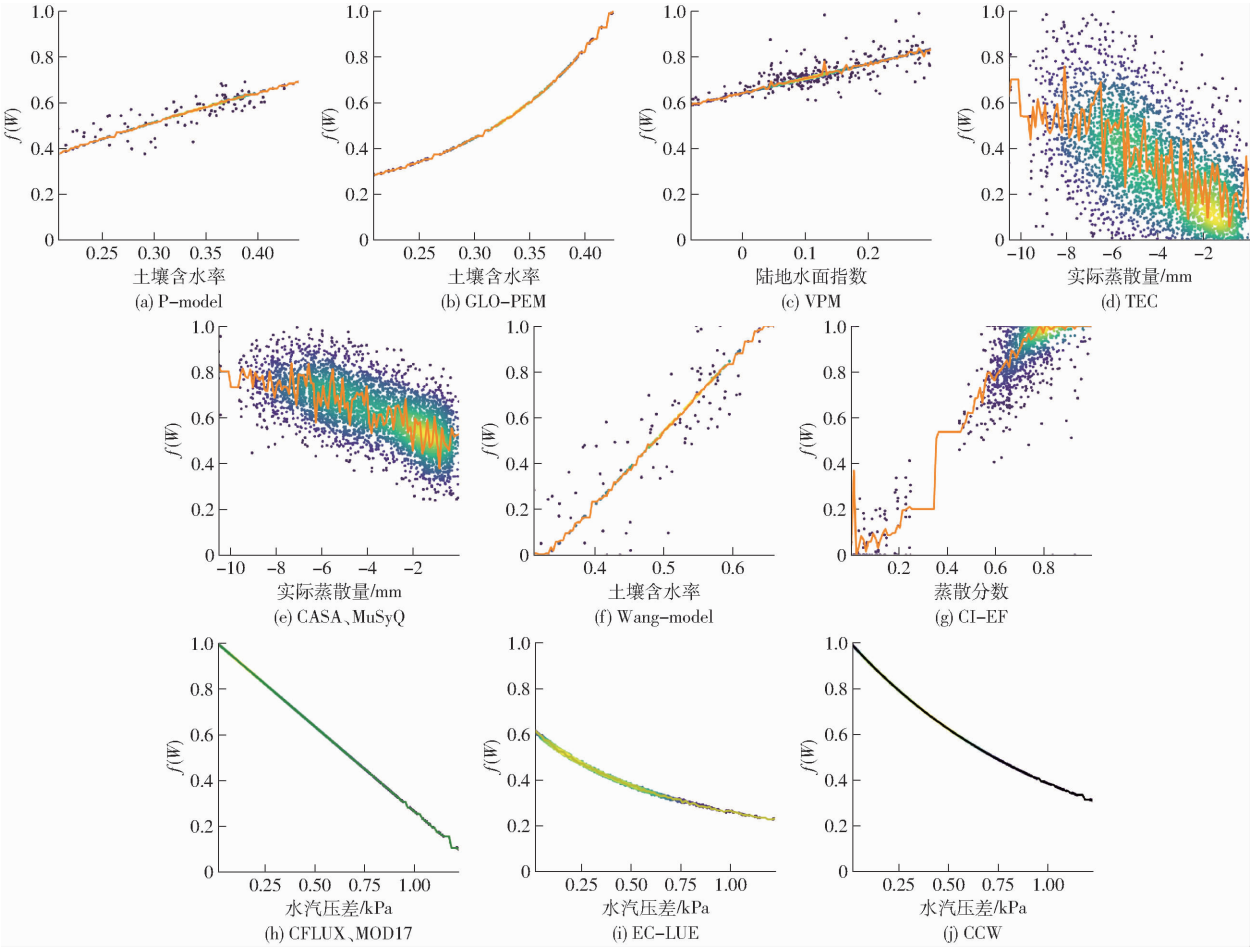

图 3 不同模型的水分胁迫因子 $f(W)$ 与水分变量的散点图

Fig. 3 Scatter plots showing water stress factor $f(W)$ versus water variables for different models

模拟精度(图 1),采用 LSWI 的 VPM 模型(R^2 = 0.41, RMSE 为 2.58 g/(m^2·d), MAE 为 1.82 g/(m^2·d))在这组中表现相对最优,其次是基于 VPD 的 EC-LUE(R^2 = 0.31, RMSE 为 3.65 g/(m^2·d), MAE 为 2.71 g/(m^2·d))和基于 SHD/SM 的 GLO-PEM(R^2 = 0.28, RMSE 为 3.92 g/(m^2·d), MAE 为 2.95 g/(m^2·d)),而采用蒸散比的 TEC 模型(R^2 = 0.23, RMSE 为 4.28 g/(m^2·d), MAE 为 3.29 g/(m^2·d))表现相对较差。

模型对天空条件(以云量指数(CI)为代表)的响应体现在其 LUE_{base} 上。明确包含了 CI 因子的模型(CCW、CFLUX、CI-EF、MuSyQ、Wang-model)计算出的 LUE_{base} 随 CI 增加(从晴空向多云过渡)而升高(图 4)。为评估 CI 因子的影响,对比采用相同 $f(T)$ 和 $f(W)$ 结构的 CFLUX 和 MOD17 模型:包含 CI 调节的 CFLUX (R^2 = 0.34, RMSE 为 3.27 g/(m^2·d), MAE 为 0.81 g/(m^2·d)) 相较于不包含 CI 的 MOD17 (R^2 = 0.25, RMSE 为 4.15 g/(m^2·d), MAE 为 3.12 g/(m^2·d)),表现出更高的决定系数和更低的误差(图 1)。

2.3 生长季动态对比

对比模型对高寒草甸 GPP 季节性变化的模拟能力(图 5,虚线代表观测 GPP 的 2015—2020 年平均动态,实线代表各模型模拟 GPP 的 2015—2020 年平均动态,灰色阴影区域则展示了模型模拟值在 2015—2020 年间的波动范围),总体来看,所有模型均能大致捕捉到高寒草甸生长季 GPP 呈现的“低-高-低”单峰型季节变化格局,即 GPP 从生长季初期

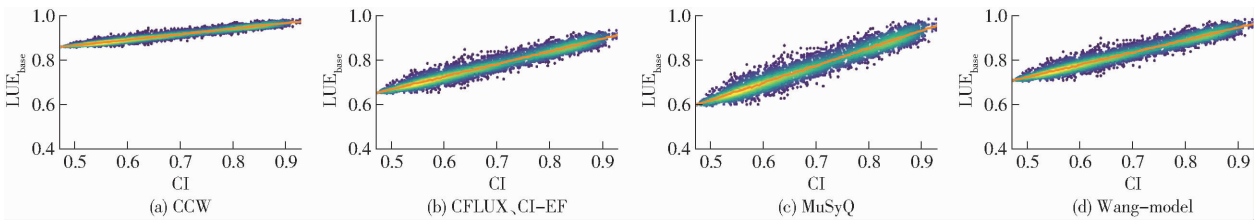

图 4 不同模型的 LUE_{base} 随 CI 变化的散点图

Fig. 4 Scatter plots showing LUE_{base} versus CI for different models

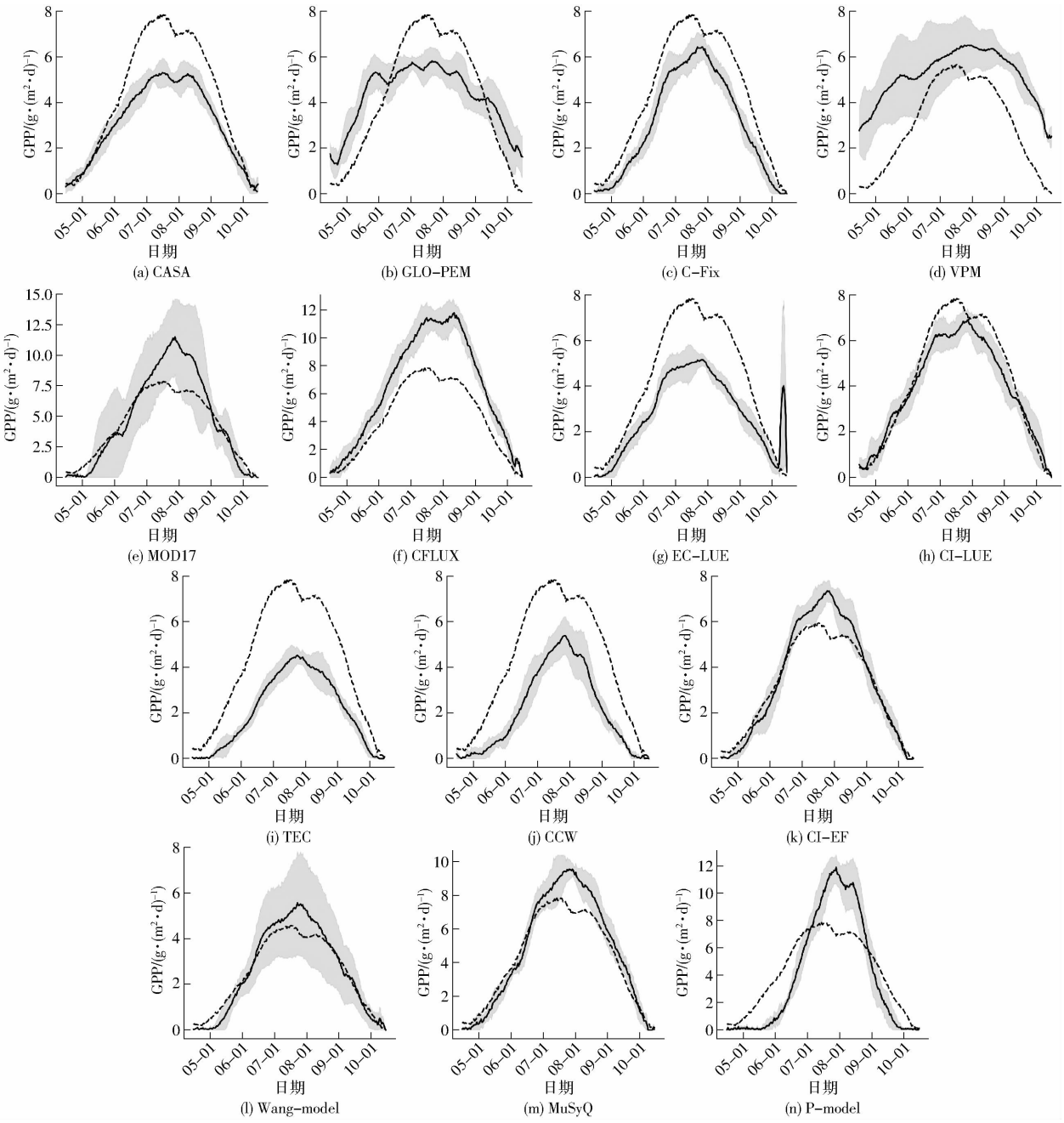

图 5　14 个 LUE 模型模拟的生长季日 GPP 与涡度协方差站点观测 GPP 的季节动态对比结果

Fig. 5　Comparison results of seasonal dynamics between daily growing season GPP simulated by 14 LUE models and GPP observed at eddy covariance site

(约 5 月)开始逐渐升高,在生长高峰期(通常在 7 月下旬至 8 月)达到最大值,随后逐渐下降直至生长季末(约 10 月初)。

然而,在模拟 GPP 的峰值幅度以及生长季两端的动态方面,各模型之间存在显著差异。MuSyQ、Wang－model、CI－LUE 和 CI－EF 模型的 GPP 动态曲线在整体形态和峰值幅度上均与观测 GPP 展现出较好的一致性,观测 GPP 曲线较好地落在其模拟的年际变率范围之内。其他部分模型则暴露出幅度上的明显系统性偏差,例如 GLO－PEM、TEC 等模型显著低估了生长季 GPP,而 MOD17、CFLUX 等模型则存在普遍的高估现象,这与它们在日尺度 GPP 对比中回归线斜率的结果相吻合。除了幅度差异,各模型在模拟 GPP 季节动态的相位上也表现出不容忽视的偏差,主要体现在模型对生长季起始、结束以及峰值到达时间的估算上。

3　讨论

3.1　低温与高辐射环境下的温度响应差异

青藏高原草甸草原独特的低温高辐射环境,对基于光能利用率原理的不同 GPP 模型提出了严峻挑战。模型内部对环境胁迫(尤其是温度)响应函

数的结构差异,是导致其模拟精度分化的关键因素[16]。本研究结果进一步证实,在该高寒区域,低温是限制植被光合作用的主要胁迫因子,大多数模型的温度响应函数 $f(T)$ 并未表现出明显的高温抑制效应,这与该地区气温很少达到或超过常见高温胁迫阈值的气候特征相符。

CASA 模型所呈现的独特温度响应模式与多数模型在该区域温度范围内表现出的持续上升或饱和趋势形成对比。一种可能的解释是,CASA 模型这种看似较低的“最适温度”并非完全代表纯粹的生化最适点,而可能间接耦合了高原环境下“温度-辐射不同步”现象所诱导的光抑制效应[35]。即当温度回升至 12℃以上时,往往伴随着强烈的(尤其是紫外)辐射,这种组合可能超出了草甸植被的适应范围,导致实际光合效率下降,而被 CASA 的温度函数所识别。这一发现凸显了模型结构选择的重要性。是否在模型中明确纳入最适温度 T_{opt} 并刻画高温抑制,以及如何考虑最低温度(如 MOD17 使用 TMIN)对光合作用的滞后影响,将直接决定模型在模拟高原“低温高辐射”这类特殊胁迫条件下的表现。例如,仅依赖日均温或基于 T_{opt} 推断温度限制的模型(如 MuSyQ 中应用的 CASA 方法),可能在清晨低温但辐射已增强时,因假定光合能力随气温回升而迅速恢复,从而高估 GPP;而考虑前序低温影响的模型(如 MOD17)则可能更贴近实际的胁迫响应。

此外,青藏高原显著的昼夜温差进一步暴露了当前多数日尺度模型的局限性。仅使用日平均或日极值温度计算的胁迫因子,难以精确捕捉清晨霜冻抑制与午间强光高温(或强光低温)胁迫并存的复杂日内动态。因此,为更准确地表征该区域“温度-光照”相互作用对植被生理过程的实际影响,未来研究应探索在更高时间分辨率(如小时尺度)上构建和评估温度响应函数。

3.2 高寒草甸的水分胁迫机制

水分胁迫响应函数 $f(W)$ 的构建方式显著影响着光合生产力模型在青藏高原的适用性。模型所依赖的水分胁迫指标,无论是大气干旱(如 VPD)、土壤含水率(SM)、植被遥感指数(如 LSWI)还是蒸散比,各自侧重于水分限制过程的不同环节。青藏高原气候的独特性,即土壤水分相对充沛(尤其在雨季和冻融期)与强辐射、高 VPD 导致的大气干燥并存,对模型的 $f(W)$ 提出了严峻挑战。这种“土壤-大气水分非同步”现象意味着,仅依赖土壤水分的指标可能无法捕捉到由大气干燥驱动的、即使在土壤湿润时也会发生的日间气孔关闭(如“午休”现象),从而在特定时段高估 GPP[36]。反之,仅侧重 VPD 的指标则可能在土壤实际干旱但气象条件湿冷的情况下,错误地解除水分胁迫信号,低估持续干旱的影响。例如,基于蒸散比的胁迫指标(如 MuSyQ 所用),通过反映实际蒸腾相对于潜在蒸发需求的比例,能够间接捕捉到因气孔限制导致的水分利用效率变化,这对于模拟高原强辐射下的光合抑制具有潜在优势。然而,多因子耦合方法(如 Wang-model 结合 VPD 和 SM)虽然旨在更全面地刻画水热限制,但其简单的乘积形式可能过度放大胁迫效应,尤其是在多种胁迫因子同时存在但未达到极端水平时,导致 GPP 被低估。因此,针对高原特殊水文气候条件优化 $f(W)$ 函数,准确反映不同水分来源(降水、融水)和限制因子(大气干燥、土壤干旱)的动态作用,是提升模型性能的关键。

不同水分胁迫指标所蕴含的生态学意义在高原高寒生态系统中表现得尤为突出。高寒植物常具备特殊的生存策略(如相对较浅的根系分布)以快速利用表层融水和降水,以及较强的耐旱能力以应对间歇性干旱[37]。捕捉植被冠层或叶片层面实时水分状况的指标(如 VPD、蒸散比,或如 VPM 模型中表现较优的 LSWI 所反映的植被整体含水率变化)对于准确模拟高原 GPP 对环境快速变化的响应(特别是日变化尺度)可能更为有效。相比之下,主要依赖(通常响应较慢的)土壤水分的模型,可能难以充分体现植被利用短暂“湿润窗口”进行光合作用的动态过程,也可能低估大气干旱的瞬时限制作用。此外,青藏高原春季冻土融化提供的水分是驱动早春植被萌发和早期光合活动的关键因素[38]。当前多数模型,特别是那些仅依赖气象驱动的土壤水分模块或简单土壤水分参数化的模型,往往难以精确模拟这一过程的时机和水量,导致对关键物候期(如返青期)GPP 的模拟产生偏差。未来的模型发展需要更精细地刻画高原独特的水文过程(如冻融循环、降水形式)及其与植被水分利用策略的耦合机制,以提升水分胁迫表征的准确性。

3.3 CI 调节与光抑制现象

青藏高原独特的强辐射环境,特别是普遍存在的光抑制风险,对 GPP 模型的辐射响应机制提出了严峻挑战。模型在是否以及如何整合天空条件(以 CI 表征)对基础光能利用率 LUE_{base} 的影响上存在显著分歧。那些对 CI 表现出敏感性、并模拟出 LUE_{base} 随 CI 增加(多云条件)而升高的模型,更高的 R^2 暗示了捕捉冠层内部光环境变化的重要性。这种 LUE 随 CI 升高的模式可能反映了两个关键的生理生态过程:一是多云条件下漫射光比例增加,改善了冠层内部的光分布,提高了整体光能利用效率;

二是晴空(低 CI)强直射光下,光抑制现象更为普遍,导致表观 LUE 降低。因此,相较于仅依赖温度和水分胁迫因子调节 LUE 的模型,纳入 CI 调节机制提供了一种更符合生物物理过程的动态响应,有效缓解了在高辐照度下因忽略光饱和或光抑制效应而导致 GPP 被高估的问题。

然而,即便是表现更优的模型,以及包括 TL-LUE[39]、DTEC[40]在内的更复杂的双叶模型,目前均未显式考虑青藏高原常见的强紫外线(UV)辐射对光合作用的潜在损害。UV 辐射可以独立于 PAR 强度引发胁迫效应,这种忽略可能导致模型在晴朗、高 UV 辐射条件下系统性地高估 GPP。这揭示了未来模型发展的一个关键方向:需整合 UV 胁迫因子,以期更准确地模拟青藏高原等极端辐射环境下的碳循环过程。

3.4　LUE 模型框架的共性差异与局限性

LUE 模型的核心差异在于其结构与参数化方案的多样性,而其作为经验或半经验模型对复杂生理生态过程的简化则是其普遍局限性。这些特性在青藏高原高寒草甸的极端环境下尤为突出:模型各异的环境胁迫函数(如温度、水分)难以统一应对高原普遍的低温、强辐射及独特的冻融水文特征;同时,对高寒草甸植被为适应极端环境所特有的光合生理机制(如高效光保护、特殊酶活温度响应)、碳分配格局及受冻融循环显著影响的根系活动等关键过程的简化处理,严重制约了模型准确模拟该区域 GPP 动态及其对环境快速变化响应的能力。

4　结论

(1)模型性能差异显著,现有模型局限性突出:不同 LUE 模型在高寒草甸的 GPP 模拟精度存在巨大差异。MuSyQ 模型综合表现最优($R^2 = 0.59$),其次为 Wang-model 和 CI-LUE;而 TEC、MOD17 等模型表现较差($R^2 < 0.32$)。然而,即使是表现最优的模型,其 R^2 也未能超过 0.6,表明当前 LUE 模型在准确捕捉该区域 GPP 动态方面仍面临普遍挑战,存在显著的不确定性。

(2)环境胁迫响应机制是影响精度的关键,模型对环境胁迫因子的响应方式是导致性能差异的核心因素。具体而言,模型如何设定温度响应 $f(T)$,包括其低温阈值、最适温度以及对温光配合的处理,对准确模拟高寒低温环境下的 GPP 至关重要。同样,水分胁迫 $f(W)$ 的表征方式也显著影响模型表现;基于 LSWI 的 VPM 模型在表征水分胁迫方面表现相对最优,优于同组中基于 VPD、土壤湿度或蒸散比的模型。此外,对于辐射与天空条件(CI)的考虑亦是关键,明确纳入云量指数(CI)影响或区分散射/直射辐射效应的模型(如 MuSyQ,Wang-model,CI-LUE 等)普遍展现出更优的性能,这证实了在高海拔、强辐射环境下,精细化表征光能吸收与利用过程的重要性,间接反映了漫射光利用效率提升和光抑制现象的调节作用。

参　考　文　献

[1] Leng R, Yuan Q, Wang Y, et al. Carbon balance of grasslands on the Qinghai-Tibet Plateau under future climate change: a review[J]. Sustainability, 2020, 12(2): 533.

[2] 耿垭鑫,易桂花,张廷斌,等. 青藏高原气候变化对草地碳汇/源格局的影响[J]. 自然资源学报,2024,39(5):1208-1221.
Geng Yaxin, Yi Guihua, Zhang Tingbin, et al. Impacts of climate change on grassland carbon sink/source patterns in the Qinghai-Tibet Plateau[J]. Journal of Natural Resources, 2024, 39(5): 1208-1221. (in Chinese)

[3] Wang S, Guo L, He B, et al. The stability of Qinghai-Tibet Plateau ecosystem to climate change[J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2020, 115: 102827.

[4] Jiang Y, Zhang J, Xu X, et al. A GPP assimilation model for the southeastern Tibetan Plateau based on CO_2 eddy covariance flux tower and remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 213-225.

[5] Wu J, Wu H, Ding Y, et al. Interannual and seasonal variations in carbon exchanges over an alpine meadow in the northeastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau, China[J]. PLoS One, 2020, 15(2): e0228470.

[6] 马晓芳,陈思宇,邓婕,等. 青藏高原植被物候监测及其对气候变化的响应[J]. 草业学报,2016,25(1):13-21.
Ma Xiaofang, Chen Siyu, Deng Jie, et al. Vegetation phenology dynamics and its response to climate change on the Tibetan Plateau[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2016, 25(1): 13-21. (in Chinese)

[7] Baldocchi D, Falge E, Gu L, et al. FLUXNET: a new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor, and energy flux densities[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2001, 82(11): 2415-2434.

[8] 袁艳斌,张城芳,黄鹏,等. 基于日光诱导叶绿素荧光的陆地总初级生产力估算[J]. 农业机械学报,2022,53(4):183-191.
Yuan Yanbin, Zhang Chengfang, Huang Peng, et al. Estimation of global terrestrial gross primary productivity based on solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 183-191.

(in Chinese)

[9] 孙金珂,牛海鹏,袁鸣. 中国陆地植被生态系统 NPP 空间格局变迁分析[J]. 农业机械学报,2020,51(6):162 - 168.
Sun Jinke, Niu Haipeng, Yuan Ming. Spatial pattern change and analysis of NPP in terrestrial vegetation ecosystem in China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 162 - 168. (in Chinese)

[10] Yuan W, Cai W, Xia J, et al. Global comparison of light use efficiency models for simulating terrestrial vegetation gross primary production based on the La Thuile database[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 192: 108 - 120.

[11] Monteith J L. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems[J]. Journal of Applied Ecology, 1972, 9(3): 747 - 766.

[12] Running S, Nemani R, Heinsch F, et al. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production[J]. BioScience, 2004, 54(6): 547 - 560.

[13] Zhang Y, Xiao X, Jin C, et al. Consistency between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary production of vegetation in North America[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 183: 154 - 169.

[14] 刘博,侯佳佳,时元智,等. 散射辐射对鄱阳湖平原典型稻田总初级生产力的影响[J]. 农业机械学报,2024,55(5):334 - 343.
Liu Bo, Hou Jiajia, Shi Yuanzhi, et al. Effects of diffuse radiation on gross primary productivity of typical paddy fields in Poyang Lake plain[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 334 - 343. (in Chinese)

[15] Xie Z, Zhao C, Zhu W, et al. A radiation-regulated dynamic maximum light use efficiency for improving gross primary productivity estimation[J]. Remote Sensing, 2023, 15(5): 1176.

[16] Pei Y, Dong J, Zhang Y, et al. Evolution of light use efficiency models: improvement, uncertainties, and implications[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 317: 108905.

[17] 朱绪超,邵明安,朱军涛,等. 高寒草甸生态系统表层土壤水分时间稳定性研究[J]. 农业机械学报,2017,48(8):212 - 218.
Zhu Xuchao, Shao Ming'an, Zhu Juntao, et al. Temporal stability of surface soil moisture in alpine meadow ecosystem on northern Tibetan Plateau[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 212 - 218. (in Chinese)

[18] Li Z, Yu G, Xiao X, et al. Modeling gross primary production of alpine ecosystems in the Tibetan Plateau using MODIS images and climate data[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 107(3): 510 - 519.

[19] Yang Q M, Nie N M, Wang Y G, et al. Spatial-temporal correlation considering environmental factor fusion for estimating gross primary productivity in Tibetan grasslands[J]. Applied Sciences, 2023, 13(10): 6290.

[20] Anav A, Friedlingstein P, Beer C, et al. Spatiotemporal patterns of terrestrial gross primary production: a review[J]. Reviews of Geophysics, 2015, 53(3): 785 - 818.

[21] Dong L, Wang X. Inconsistent influence of temperature, precipitation, and CO_2 variations on the plateau alpine vegetation carbon flux[J]. npj Climate and Atmospheric Science, 2025, 8(1): 91.

[22] Potter C S, Randerson J T, Field C B, et al. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data[J]. Global Biogeochemical Cycles, 1993, 7(4): 811 - 841.

[23] Prince S, Goward S. Global primary production: a remote sensing approach[J]. Journal of Biogeography, 1995, 22(4 - 5): 815 - 835.

[24] Veroustraete F, Sabbe H, Eerens H. Estimation of carbon mass fluxes over Europe using the C - Fix model and Euroflux data [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(3): 376 - 399.

[25] Xiao X, Hollinger D, Aber J, et al. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 89(4): 519 - 534.

[26] Turner D, Ritts W, Styles J, et al. A diagnostic carbon flux model to monitor the effects of disturbance and interannual variation in climate on regional NEP[J]. Tellus Series B—Chemical and Physical Meteorology, 2006, 58(5): 476 - 490.

[27] Yuan W, Liu S, Zhou G, et al. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 143(3 - 4): 189 - 207.

[28] Wang S, Ibrom A, Bauer-Gottwein P, et al. Incorporating diffuse radiation into a light use efficiency and evapotranspiration model: an 11-year study in a high latitude deciduous forest[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 248: 479 - 493.

[29] Yan H, Wang S, Billesbach D, et al. Improved global simulations of gross primary product based on a new definition of water stress factor and a separate treatment of C3 and C4 plants[J]. Ecological Modelling, 2015, 297: 42 - 59.

[30] Zhang Y, Song C, Sun G, et al. Development of a coupled carbon and water model for estimating global gross primary productivity and evapotranspiration based on eddy flux and remote sensing data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 223: 116 - 131.

[31] De Almeida C, Delgado R, Galvao L, et al. Improvements of the MODIS gross primary productivity model based on a comprehensive uncertainty assessment over the Brazilian Amazonia[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 145: 268 - 283.

[32] Cui T, Wang Y, Sun R, et al. Estimating vegetation primary production in the Heihe River Basin of China with multi-source and multi-scale data[J]. PLoS One, 2016, 11(4): e0153971.

[33] Wang H,Prentice I C,Keenan T F,et al. Towards a universal model for carbon dioxide uptake by plants[J]. Nature Plants,2017,3(9):734 – 741.

[34] 张法伟,司梦可,郭小伟,等. 2015—2020 年海北高寒草甸碳水热通量观测数据集[J]. 中国科学数据,2023,8(2):127 – 136.
Zhang Fawei,Si Mengke,Guo Xiaowei,et al. A dataset of carbon,water and heat fluxes observation in Haibei alpine meadow from 2015 to 2020[J]. China Scientific Data,2023,8(2):127 – 136. (in Chinese)

[35] Wei J,Li X,Liu L,et al. Radiation,soil water content,and temperature effects on carbon cycling in an alpine swamp meadow of the northeastern Qinghai – Tibetan Plateau[J]. Biogeosciences,2022,19(3):861 – 875.

[36] Roessler P G,Monson R K. Midday depression in net photosynthesis and stomatal conductance in *Yucca glauca*: relative contributions of leaf temperature and leaf-to-air water vapor concentration difference[J]. Oecologia,1985,67:380 – 387.

[37] Deng B,Weng B,Yan D,et al. Construction of root tip density function and root water uptake characteristics in alpine meadows [J]. Frontiers in Plant Science,2022,13:918397.

[38] Jiang H,Zhang W,Yi Y,et al. The impacts of soil freeze/thaw dynamics on soil water transfer and spring phenology in the Tibetan Plateau[J]. Arctic,Antarctic,and Alpine Research,2018,50(1):e1439155.

[39] He M,Ju W,Zhou Y,et al. Development of a two-leaf light use efficiency model for improving the calculation of terrestrial gross primary productivity[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2013,173:28 – 39.

[40] Yan H,Wang S,Yu K,et al. A novel diffuse fraction-based two-leaf light use efficiency model: an application quantifying photosynthetic seasonality across 20 AmeriFlux flux tower sites[J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems,2017,9(6):2317 – 2332.

(上接第 230 页)

[23] 王宪良, 钟晓康, 耿元乐, 等. 基于离散元非线性弹塑性接触模型的免耕土壤参数标定[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 100 – 107.
Wang Xianliang, Zhong Xiaokang, Geng Yuanle, et al. Parameter calibration of no-tillage soil based on discrete element nonlinear elastoplastic contact model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(23): 100 – 107. (in Chinese)

[24] 郇晓龙, 冯猛超, 武传宇, 等. 基于 EDEM 的茶园土壤–有机肥混料离散元模型构建与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(12): 267 – 278.
Huan Xiaolong, Feng Mengchao, Wu Chuanyu, et al. Construction and experiment of discrete element model for tea garden soil – organic fertilizer mixture based on EDEM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(12): 267 – 278. (in Chinese)

[25] 王宇星, 王晓燕, 李洪文, 等. 基于屈服阻力的苏打盐碱土离散元模型参数标定[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 301 – 310, 365.
Wang Yuxing, Wang Xiaoyan, Li Hongwen, et al. Calibration of parameters for sodic saline alkali soil discrete element model based on yield resistance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 301 – 310, 365. (in Chinese)

[26] Zhao H, Huang Y, Liu Z, et al. Applications of discrete element method in the research of agricultural machinery: a review [J]. Agriculture, 2021, 11(5): 425.

[27] Yan D, Yu J, Wang Y, et al. Soil particle modeling and parameter calibration based on discrete element method[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1421.