

植被最大光能利用率的模拟方法对比评估

赵涔良, 朱文泉, 谢志英

1. 北京师范大学 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;

2. 北京师范大学 地理科学学部 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心, 北京 100875

摘要: 光能利用率模型是一种基于遥感数据估算植被生产力的参数模型, 其核心参数最大光能利用率 (LUE_{max}) 在早期模型中被认为是一个适用于所有植被类型的固定值, 而从MODIS-LUE模型开始则成为一个依植被类型而变化的参数, 直至近年来被认为需要进一步根据植被的物候及生理状态而进行实时调整。相较于基于静态 LUE_{max} 参数估算的植被生产力, 尽管目前基于季节性动态 LUE_{max} 参数估算的植被生产力都显示出更高的精度, 但这些研究结果大多局限于特定的植被类型或空间范围, 而在更广泛的植被类型和区域的适用性以及不同的动态 LUE_{max} 参数在地域间的适用性差异等问题尚不明确。因此, 本文针对目前已有的3种典型动态 LUE_{max} 参数模拟方法 (基于叶绿素遥感指数、基于LAI季节调节因子、马尔可夫链蒙特卡洛模拟), 通过采用相同的生产力估算与评估数据集 (FLUXNET 2015数据集) 和模型结构 (MODIS-LUE模型结构) 对该3种方法进行了对比分析。结果显示, 不同的动态 LUE_{max} 参数在各植被类型上的季节性变化特征有明显差异, 总体上呈现出单峰、“U”型和水平波动3种特征。相比于原静态 LUE_{max} 参数, 基于各动态 LUE_{max} 参数估算的总初级生产力 (GPP) 精度均有一定的提升, 但是依赖于特定的动态 LUE_{max} 参数模拟方法, 其中的马尔可夫链蒙特卡洛方法对 LUE_{max} 参数有着较好的模拟效果, 并且其GPP的估算精度在全植被类型的所有时段都不低于基于原静态 LUE_{max} 参数的结果 (相比静态参数的GPP结果, RMSE总体降低了 $10.9 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, 以碳计), 尤其在郁闭灌丛、落叶针叶林以及常绿阔叶林上的提升效果十分明显。本文研究结果可为植被生产力光能利用率模型的不确定性分析以及发展新模型提供依据。

关键词: 遥感, 植被生产力, 总初级生产力, 光能利用率模型, 最大光能利用率, 参数评估

中图分类号: P9/P2

引用格式: 赵涔良, 朱文泉, 谢志英. 2024. 植被最大光能利用率的模拟方法对比评估. 遥感学报, 28(3): 649-660

Zhao C L, Zhu W Q and Xie Z Y. 2024. Comparative evaluation of simulation methods for the maximum light-use efficiency of vegetation. National Remote Sensing Bulletin, 28(3): 649-660 [DOI:10.11834/jrs.20211394]

1 引言

植被总初级生产力 (GPP) 的定量估算有助于理解陆地生态系统碳循环及植被与气候的相互作用 (方精云等, 2001; 袁文平等, 2014; Anav等, 2015)。目前已有多种估算GPP的方法 (Monteith, 1972; Farquhar等, 1980; Liu等, 2002; 朱文泉等, 2007; Badgley等, 2019), 其中, 光能利用率模型因其充分利用了遥感数据的连续观测能力及大空间覆盖范围的优势而得到了广泛应用 (Monteith, 1972; Potter等, 1993; Xiao等, 2005; Yuan等, 2014)。光能利用率模型是一种具有一定生理生态

过程基础和较强实用性的参数模型 (Running等, 2000; Yuan等, 2007), 光能利用率 (LUE) 是其核心参数。LUE是指植物吸收单位辐射光的 CO_2 吸收量, 是一个可观测的实际生理参数 (Hammer和Wright, 1994; Medlyn, 1998), 它通常由最大光能利用率 (LUE_{max}) 参数结合温度、水分等环境胁迫因子计算得到。

LUE_{max} 参数对植被生产力的估算精度有着重要影响。早期的CASA模型在计算植被净初级生产力 (NPP) 时将所有植被类型的 LUE_{max} 参数设置为 $0.389 \text{ g}/\text{MJ}$ (以碳计) (Potter等, 1993), 模拟的NPP误差较大; MODIS-LUE之后的植被生产力估

收稿日期: 2021-06-10; 预印本: 2021-10-25

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2020YFA0608504)

第一作者简介: 赵涔良, 研究方向为植被生产力。E-mail: zhao.cl@mail.bnu.edu.cn

通信作者简介: 朱文泉, 研究方向为植被与生态遥感。E-mail: zhuwq75@bnu.edu.cn

算模型则开始根据不同的植被类型采用不同的 LUE_{max} 参数值, GPP/NPP 的模拟精度有所提升 (Running 等, 1999; Xiao 等, 2004; 朱文泉 等, 2006; Yuan 等, 2007); 而近期的一些研究则认为 LUE_{max} 参数应随季节而变化, 通过采用随季节变化的 LUE_{max} 参数, GPP/NPP 的模拟精度相较于原静态 LUE_{max} 参数有明显提升 (Muramatsu 等, 2014; Lin 等, 2017; Zhou 和 Xin, 2019)。

目前, 调整 LUE_{max} 参数的方法可分为 3 大类: 基于植被指数的方法、基于叶面积指数 (LAI) 的方法和基于统计的方法。各种植被指数及其对应的参数调整算法构成了基于植被指数的 LUE_{max} 参数调整方法 (Thanyapraneedkul 等, 2012), 其中 Muramatsu 等通过拟合 GPP 和光合有效辐射 (PAR) 的矩形双曲线, 通过对比 7 种植被指数发现基于叶绿素指数 (CI) 模拟的 LUE_{max} 参数值表现最优, 并进一步对 7 种植被类型 (分布于日本区域的 7 个通量站点) 月尺度的 LUE_{max} 参数进行了模拟, 发现 LUE_{max} 参数具有明显的季节性变化特征, 且模拟的 LUE_{max} 参数值在 7 种植被类型中都低于 MODIS-LUE 模型的原静态 LUE_{max} 参数值 (Thanyapraneedkul 等, 2012; Muramatsu 等, 2014)。多种不同的包含 LAI 的季节调节因子算法构成了基于叶面积指数的 LUE_{max} 参数调整方法 (Kosugi 等, 2003; Limousin 等, 2010), 其中多数方法仅适用于涵盖了完整生长季 LAI 时序数据, 而 Zhou 等 (2019) 基于北美区域的 6 个落叶阔叶林通量站点数据, 通过在原模型结构上附加 LAI 季节调节因子使得 LUE_{max} 参数能够进行近乎实时的调整计算; 其在年尺度的实验结果显示, 对于北美的落叶阔叶林植被类型, 调整的 LUE_{max} 参数在 MODIS-LUE、VPM (Xiao 等, 2004)、RP (Xin 等, 2016) 和 VI (Wu 等, 2010) 模型中, GPP 的模拟精度都优于未进行参数调整的原模型。基于统计的方法中, Lin 等 (2017) 使用了概率统计方法而非频数统计方法——马尔可夫链蒙特卡洛方法 (MCMC), 模拟了北半球中高纬度 8 种植被类型的月尺度 LUE_{max} 参数 (46 个站点), 发现月尺度的 LUE_{max} 参数在单叶模型 (MODIS-LUE) 和双叶模型中均能够显著提高植被生产力模型的拟合度 (R^2) 并降低均方根误差 (RMSE), 且在所有植被类型上的 GPP 模拟精度都优于 MODIS-LUE 模型的原静态 LUE_{max} 参数。

尽管近 20 年来在通量观测数据的支持下已发

展了许多新的光能利用率模型, 但是这类模型在 GPP 估算方面仍存在较大的不确定性 (Chen 等, 2014; Dong 等, 2015)。使用通量观测数据修正或添加模型参数的方式仍然不能较好地反映植被 GPP 的季节性变化 (Hashimoto 等, 2013)。在模型中允许 LUE_{max} 参数随季节而变化, 能够使模型更加贴合叶片对环境条件变化作出适应性反应的实际情况 (Houborg 等, 2009)。因此, 从调整 LUE_{max} 参数的角度改进模型, 能够使其估算的 GPP 在季节变化特征上与实际观测的 GPP 尽量地贴近 (Muramatsu 等, 2014; Lin 等, 2017; Zhou 和 Xin, 2019)。然而, 已有的调整 LUE_{max} 参数的相关研究大多局限于特定的植被类型或空间范围, 且缺乏各动态 LUE_{max} 参数间的横向对比。因而这些动态 LUE_{max} 参数在更广泛的植被类型和区域的适用性, 以及不同的动态 LUE_{max} 参数模拟方法在地域间的适用性差异等问题仍不明确, 而澄清这些问题将有助于降低区域和全球范围内 GPP 估算的不确定性。

因此, 本文从 3 大类动态 LUE_{max} 参数模拟方法中各自选出最具代表性的方法——基于叶绿素遥感指数 (Muramatsu 等, 2014)、基于 LAI 季节调节因子 (Zhou 和 Xin, 2019)、马尔可夫链蒙特卡洛模拟 (Lin 等, 2017), 通过采用相同的生产力估算和评估数据集 (FLUXNET 2015 数据集) 及模型结构 (MODIS-LUE 生产力模型结构), 在相对更广的研究区域内 (更多的通量站点与植被类型) 对它们进行对比分析, 评估模拟的动态 LUE_{max} 参数与原静态 LUE_{max} 参数在 MODIS-LUE 模型框架下的 GPP 估算精度, 以期揭示不同的动态 LUE_{max} 参数在各植被类型上的季节性变化特征及差异以及各 LUE_{max} 参数在 GPP 估算方面的精度差异。

2 数据与方法

2.1 数据

本文从 FLUXNET 2015 (<https://fluxnet.org/> [2021-06-10]) 下载了其下所有的通量观测数据, 并依据下述原则对数据进行了筛选: (1) 站点的观测年限 > 2 年; (2) 站点对应的遥感数据质量较好 (低质量标签记录占比 < 10%), 最终筛选出了包含 12 种植被类型的 200 个站点, 共计 887 条站点年记录。其中, 位于北半球的站点有 172 个, 位于南半球的站点有 28 个 (站点植被类型缩写对应

IGBP 分类系统, 12 种植被类型分别为耕地、草地、湿地、郁闭灌丛、稀疏灌丛、稀树草原、多树草原、落叶阔叶林、常绿阔叶林、混交林、落叶针叶林、常绿针叶林)。FLUXNET 2015 数据集中的平均气温、最低气温、饱和水汽压差 (VPD) 以及短波入射辐射数据被用于计算 MODIS-LUE 模型中的各项模型参数 (光合有效辐射、温度胁迫系数、水分胁迫系数等), 而通量观测的总初级生产力 (GPP) 数据则作为评估各模拟方法的依据。FLUXNET 2015 中天尺度的原始数据被整理至 8 天尺度用以匹配遥感数据计算 GPP。

MCD15A2H 数据集中的 fPAR 数据 (500 m, 8 d) 被用于计算 8 天尺度的 GPP。MOD09A1 数据集中的近红外 (NIR) 和绿光 (Green) 反射率数据 (500 m, 8 d) 被用于计算叶绿素指数 (CI)。上述数据均通过质量标签进行了筛选, 每一个通量站点的对应数值是其中心坐标周围 9 宫格内有效像元的均值。

2.2 MODIS-LUE 模型及不同的 LUE_{max} 参数设置

本文所选的 3 种动态 LUE_{max} 参数模拟方法 (基

于叶绿素遥感指数、基于 LAI 季节调节因子和马尔可夫链蒙特卡洛模拟) 都是仅针对 LUE_{max} 参数进行考虑, 而并非针对植被生产力模型整体结构进行改进, 且其在各自的原文献中均使用了 MODIS-LUE 模型结构对比评估了动态 LUE_{max} 参数的优势。因此, 为了能够在相同的模型结构下对比各 LUE_{max} 参数, 本文选用了 MODIS-LUE 模型 (Running 等, 1999), 并结合各种 LUE_{max} 参数来计算 GPP。MODIS-LUE 的模型结构如下:

$$GPP_{\text{MODIS-LUE}} = \text{PAR} \times \text{fPAR} \times \text{LUE}_{\text{max}} \times T_{s-T_{\text{min}}} \times W_{s-\text{VPD}} \quad (1)$$

式中, PAR 是单位时间 (例如每天或每月) 的入射光合有效辐射, MJ/m², fPAR 是表示被植被吸收的光合有效辐射 (APAR) 占总入射光合有效辐射的比例; $T_{s-T_{\text{min}}}$ 是使用最低温度作为输入参数的温度胁迫因子; $W_{s-\text{VPD}}$ 是使用饱和水汽压差作为输入参数的水分胁迫因子; LUE_{max} 是最大光能利用率 (g/(m²·MJ), 以碳计), 各模拟方法有着不同的参数设置 (表 1), 依据各自对应文献中所描述的算法进行计算。

表 1 各动态 LUE_{max} 的参数设置

Table 1 Parameter settings for each dynamic LUE_{max}

LUE _{max} 参数	方法原理	参数公式*	空间范围	植被类型数量/种	数据基础	文献
MODIS-LUE 模型原静态 LUE _{max-BPLUT}	全球生态模型 (BIOME-BGC) 模拟的各植被类型静态 LUE _{max} 参数查找表 (BPLUT)		全球	12	多源地面观测	(Running 等, 2000)
基于叶绿素遥感指数的 LUE _{max-CI}	通过 GPP-PAR 曲线形状和地面照度实验, 使用基于叶绿素遥感指数的经验公式计算动态 LUE _{max}	$\text{LUE}_{\text{max}} = \frac{P_{\text{max}-2000} - 2000}{\text{fPAR}} = \frac{a \times \text{CI}_{\text{green}} + b}{\text{fPAR}}$ $\text{CI}_{\text{green}} = \frac{R_{\text{NIR}}}{R_{\text{green}}} - 1$	日本	7	7 个通量站点	(Muramatsu 等, 2014)
基于 LAI 季节调节因子的 LUE _{max-LAI}	在原模型结构上添加 LAI 季节调节因子, 并基于通量观测的 GPP 数据回归反算一段时间内的 LUE _{max}	$S_{\text{LAI}} = \max(0.2, \min(\frac{\text{LAI} - \text{LAI}_{\text{min}}}{\text{LAI}_{\text{max}} - \text{LAI}_{\text{min}}}, 1))$	北美	1	47 个通量站点	(Zhou 和 Xin, 2019)
基于马尔可夫链蒙特卡洛模拟的 LUE _{max-MCMC}	基于通量观测数据, 使用马尔可夫链蒙特卡洛方法模拟的 LUE _{max}	$\log L = \sum_{i=1}^n (-\frac{1}{2} \times (\frac{\text{obs}_i - \text{sim}_i}{\text{std}_i})^2 - \log \sqrt{2\pi \times \text{std}_i})$	北半球中高纬	8	46 个通量站点	(Lin 等, 2017)

注: *公式参数说明: $P_{\text{max}-2000}$ 是在实验室测得的植物在 2000 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 辐射强度的 PAR 下, 其最大的光合作用速率, 单位 $\text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{MJ})$, 以碳计。 $P_{\text{max}-2000}$ 通过与 fPAR 相除, 可转换为量纲相同, 但表示单位 APAR 下对应的最大光合作用速率。 CI_{green} 是叶绿素遥感指数, R_{NIR} 和 R_{green} 分别是近红外波段和绿光波段的反射率; a 和 b 是 CI_{green} 与 $P_{\text{max}-2000}$ 的线性回归参数, 其数值会根据植被类型而变化; S_{LAI} 是附加的 LAI 季节调节因子; LAI_{max} 和 LAI_{min} 代表 LAI 年变化的极值, 取值分别为 4.5 和 0.1; $\log L$ 是 MCMC 方法中用以进行模拟迭代并提高结果稳定性以及算法效率的对数似然函数, 该公式是基于模型误差服从正态分布的对数似然函数的变形。 obs_i 代表 GPP 的观测值, sim_i 代表对应 GPP 的模型计算值, std_i 代表模拟的对应时段及植被类型下各站点 GPP 估算误差的标准差。

2.3 评估方法

将基于各 LUE_{max} 参数计算的 GPP 与通量站点观测的 GPP 进行对比, GPP 的模拟效果采用拟合度 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 进行评估 (Willmott 等, 1985; Willmott 和 Matsuura, 2005)。

将基于动态 LUE_{max} 参数模拟的 GPP 精度与基于静态 LUE_{max} 参数模拟的 GPP 精度进行对比, 动态 LUE_{max} 参数的改进效果采用拟合度变化值 (ΔR^2) 和均方根误差变化值 ($\Delta RMSE$) 进行评估。

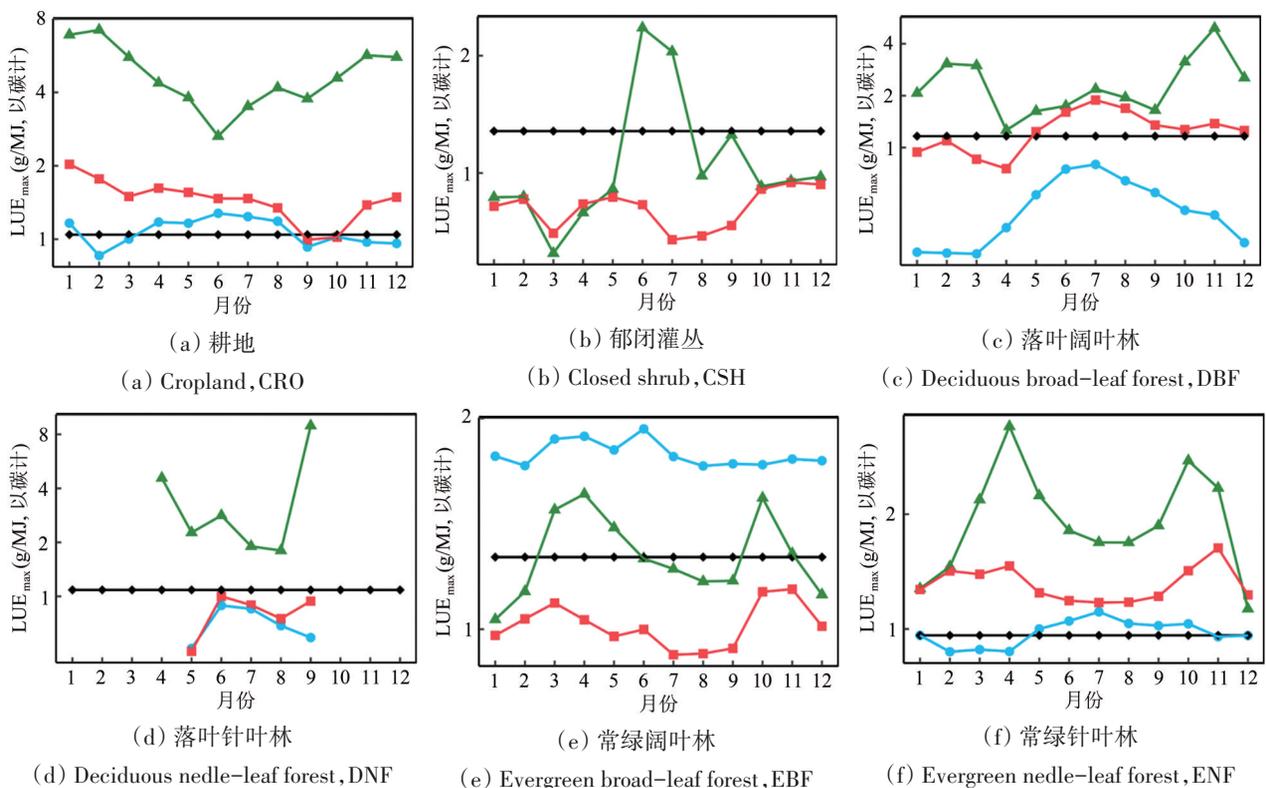
组间的差异显著性检验采用单因素方差分析, $P < 0.05$ 表示差异显著。

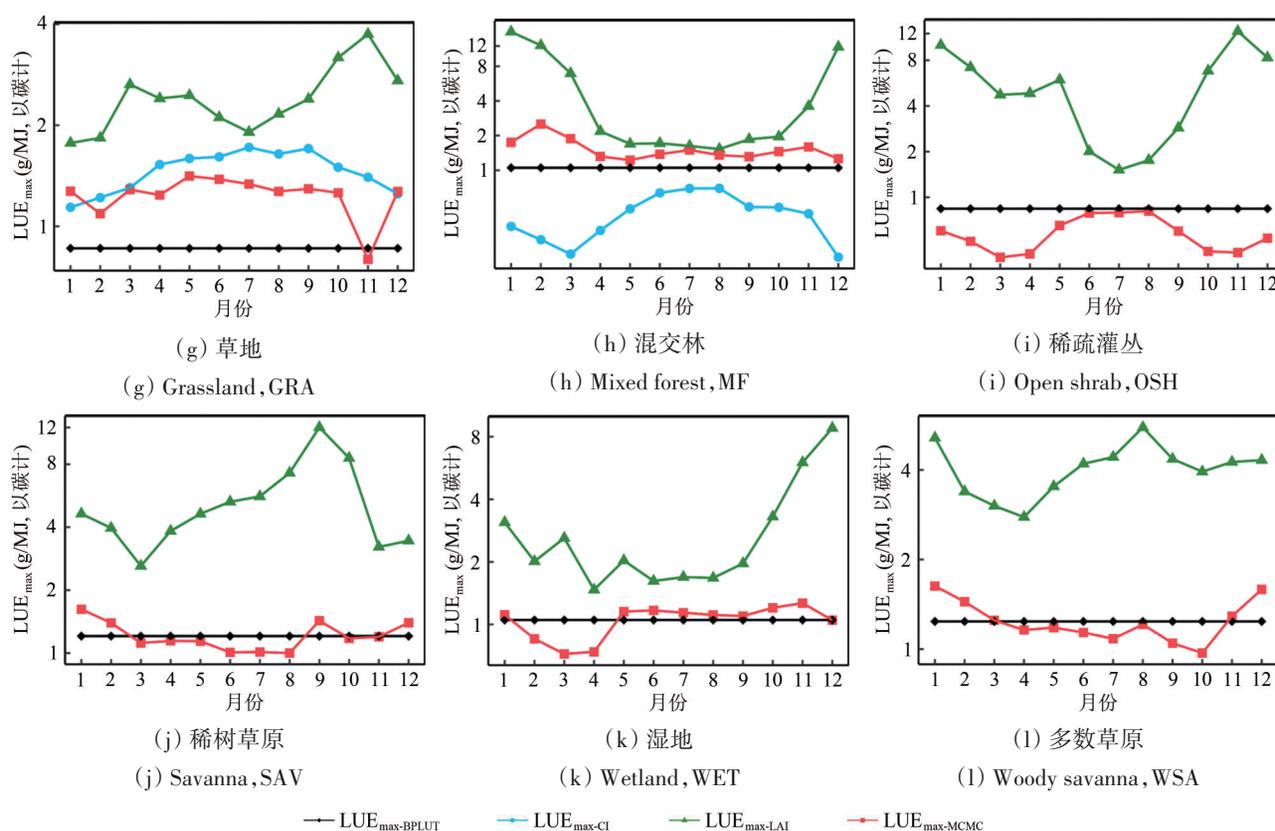
3 结果与分析

3.1 各 LUE_{max} 参数在不同植被类型下的特征

3 种动态 LUE_{max} 参数在不同植被类型上都与 MODIS-LUE 模型原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数有着明显差异, 并且具备明显的季节变化特征 (图 1, 制图时进行了以 2 为底的对数变换处理, y 轴不等间距)。可见: 基于叶绿素遥感指数的 LUE_{max-CI} 参数, 在落叶阔叶林、草地、常绿针叶林、混交林植被类型上的季节变化特征明显, 呈现出单峰特征; 而在耕地、常绿阔叶林类型上的季节变化特征则相对不明显, 呈现水平波动的特征。此外, LUE_{max-CI} 参数的数值在落叶阔叶林、落叶针叶林、混交林植被类型

中全年低于 MODIS-LUE 模型原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数, 而在常绿阔叶林、草地植被类型中则全年高于原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数。基于叶面积指数的 $LUE_{max-LAI}$ 参数在各植被类型中的季节变化特征都较为明显, 在郁闭灌丛、稀树草原植被类型中呈现单峰特征; 在落叶阔叶林、常绿阔叶林、常绿针叶林、多树草原植被类型中则呈现双峰特征; 在耕地、落叶针叶林、混交林、稀疏灌丛、湿地植被类型中则呈现“U”型特征。另外, $LUE_{max-LAI}$ 参数与 MODIS-LUE 模型原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数的数值差异极大, 生长季的 $LUE_{max-LAI}$ 参数数值与 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数数值最为接近, 但是在非生长季则会明显高于 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数数值。基于马尔可夫链蒙特卡洛模拟方法的 $LUE_{max-MCMC}$ 参数仅在部分植被类型上有着较为明显的季节变化特征, 其在落叶阔叶林、稀疏灌丛植被类型上呈现单峰特征, 在常绿针叶林、多树草原植被类型上呈现“U”型特征, 而在其余的耕地、郁闭灌丛、常绿阔叶林、草地、混交林、稀树草原、湿地植被类型上则呈现水平波动特征。同时, $LUE_{max-MCMC}$ 参数数值在部分植被类型中与 MODIS-LUE 模型原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数数值较为接近, 其在静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数附近上下波动 (落叶阔叶林、稀树草原、湿地、多树草原)。不过, 在其余植被类型上, $LUE_{max-MCMC}$ 参数数值都整体低于或高于 MODIS-LUE 模型原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数数值。



图1 3种动态LUE_{max}参数在不同植被类型中的月变化Fig. 1 Monthly variation patterns of three dynamic LUE_{max} parameters on different vegetation types

综上，各动态LUE_{max}参数与MODIS-LUE模型原静态LUE_{max-BPLUT}参数在数值上有着明显差异，且不同动态LUE_{max}参数间也有明显的横向差异。然而，不同动态LUE_{max}参数间仍具有一定的一致性（例如落叶阔叶林的生长季，3种动态LUE_{max}参数的年变化曲线都呈现凸型），但是在具体植被类型上的表现有着较大的差异。

3.2 各LUE_{max}参数下的GPP模拟精度

从模型拟合度（ R^2 ）来看，基于不同LUE_{max}参数计算的GPP结果间有着明显差异（图2）。可见：不区分植被类型时，3种动态LUE_{max}参数中基于LUE_{max-LAI}和LUE_{max-MCMC}的GPP估算结果相比基于原静态LUE_{max-BPLUT}参数的GPP估算结果在拟合度上占优（图2(b)和(d)），而基于LUE_{max-CI}的GPP估算结果在总体拟合度上则不及基于LUE_{max-MCMC}和LUE_{max-LAI}参数的结果，且比基于原静态LUE_{max-BPLUT}参数的GPP估算结果要差（图2(a)和(c)）。区分植被类型时（图3(a)），基于LUE_{max-CI}和LUE_{max-MCMC}的GPP估算结果仅在DNF的春季相比基于原静态LUE_{max-BPLUT}参数的GPP估算结果在拟合度上有明显下降（LUE_{max-MCMC}，

除落叶针叶林以外的植被类型 $\Delta R^2 = -0.02 - 0.09$ ；LUE_{max-CI}，除落叶针叶林以外的植被类型 $\Delta R^2 = -0.03 - 0.04$ 。图3(a)中的LUE_{max-CI}参数和LUE_{max-MCMC}参数在落叶针叶林植被类型的春季 ΔR^2 分别为-0.59和-0.46，且 $p > 0.05$ ；基于LUE_{max-LAI}参数的GPP估算结果则差异较大（ $\Delta R^2 = -0.19 - 0.27$ ），在部分植被类型上其估算GPP的拟合度明显低于基于原静态LUE_{max}参数估算GPP的拟合度（例如常绿针叶林、混交林植被类型），而在另一部分类型中则相反（例如郁闭灌丛植被类型夏秋季）。区分时段来看（图3(b)），3种动态LUE_{max}参数中基于LUE_{max-LAI}和LUE_{max-MCMC}的GPP估算结果在全年多数时段均优于基于原静态LUE_{max-BPLUT}参数的GPP估算结果（LUE_{max-MCMC}的 ΔR^2 为0.03—0.14，LUE_{max-LAI}的 ΔR^2 为-0.02—0.15）。而基于LUE_{max-CI}参数的GPP估算结果在全年都不及基于原静态LUE_{max-BPLUT}参数的结果（LUE_{max-CI}的 ΔR^2 为-0.27—-0.02）。

从对GPP模拟的误差（RMSE）来看（图4），基于动态LUE_{max}参数计算的GPP结果与基于静态LUE_{max}参数的计算结果在不同的植被类型、不同时段内均有着不一样的表现。区分植被类型来看

(图4(a)), $LUE_{\max-MCMC}$ 以碳计的 $\Delta RMSE$ 为 $-158.0 - 3.2 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{季})$, 表现最优; $LUE_{\max-LAI}$ 以碳计的 $\Delta RMSE$ 为 $-146.7 - 79.2 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{季})$, 表现次之; $LUE_{\max-CI}$ 以碳计的 $\Delta RMSE$ 为 $-106.8 - 224.5 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{季})$, 表现最差。区分时段来看 (图4(b)), 3种动态 LUE_{\max} 参数计算的 GPP, 仅有基于 $LUE_{\max-MCMC}$ 参数的 GPP 估算结果在全年所有月份都优于基于原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数的 GPP 估算结果 ($LUE_{\max-MCMC}$ 的 $\Delta RMSE$ 为 $-17.0 - -2.3 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, 以碳计); 基于 $LUE_{\max-LAI}$ 参数的 GPP 估算结果在6—8月劣于原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数的 GPP 估算结果 ($LUE_{\max-LAI}$ 的 $\Delta RMSE$

为 $-0.9 - 12.9 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, 以碳计); $LUE_{\max-CI}$ 参数的结果则是全年各月均不及原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数 ($LUE_{\max-CI}$ 的 $\Delta RMSE$ 为 $9.9 - 20.2 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, 以碳计)。

从组间差异显著性检验的结果来看, 4种 LUE_{\max} 参数的 GPP 估算数值存在显著差异。总的来说, $LUE_{\max-MCMC}$ 的 GPP 估算结果最优 (相比静态参数的 GPP 结果, 以碳计的 $\Delta RMSE = -10.9 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, $\Delta R^2 = 0.084$), 其次是 $LUE_{\max-LAI}$ (以碳计的 $\Delta RMSE = 6.5 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, $\Delta R^2 = 0.042$), $LUE_{\max-CI}$ 表现最差 (以碳计的 $\Delta RMSE = 16.1 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, $\Delta R^2 = -0.15$)。

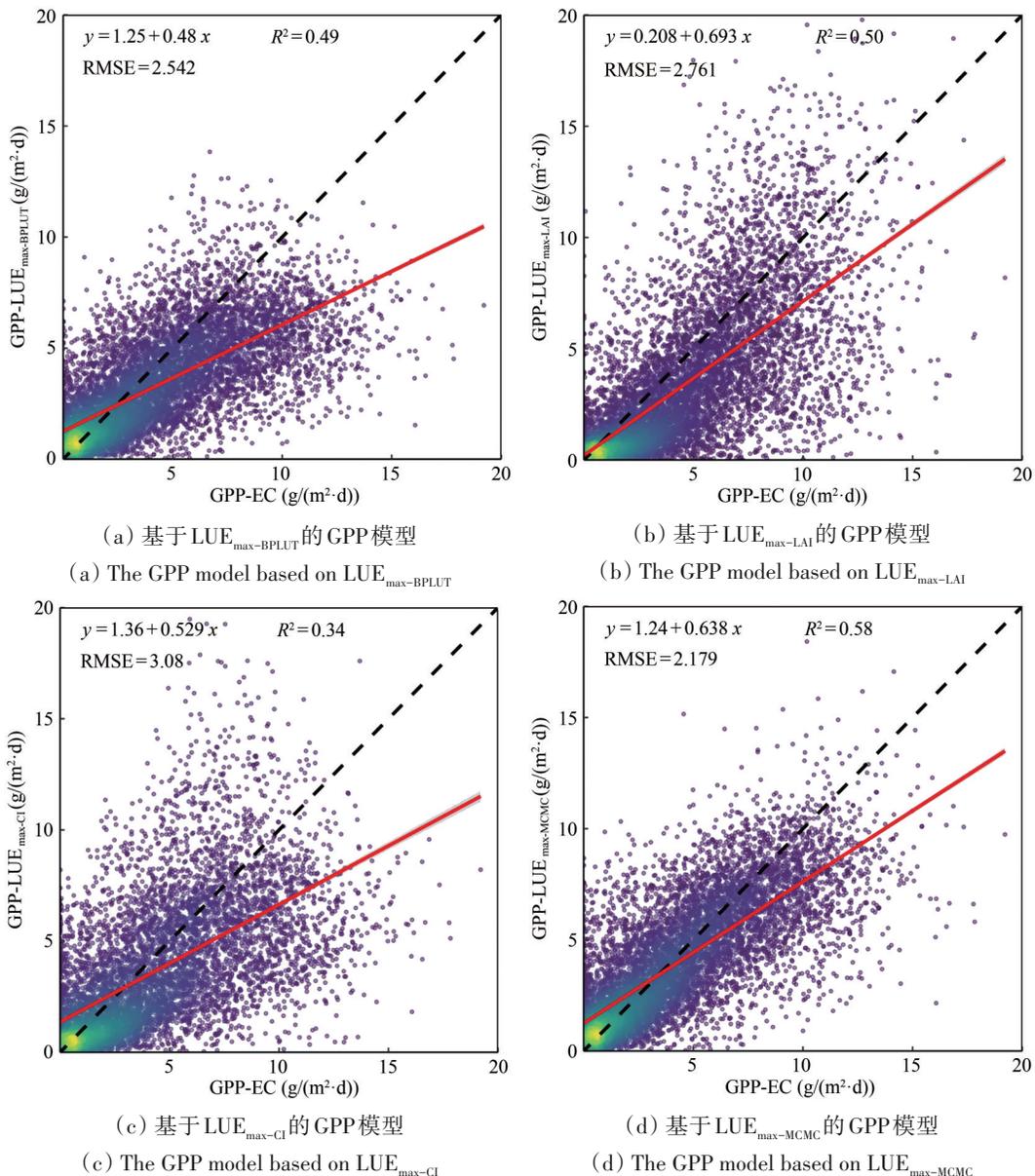
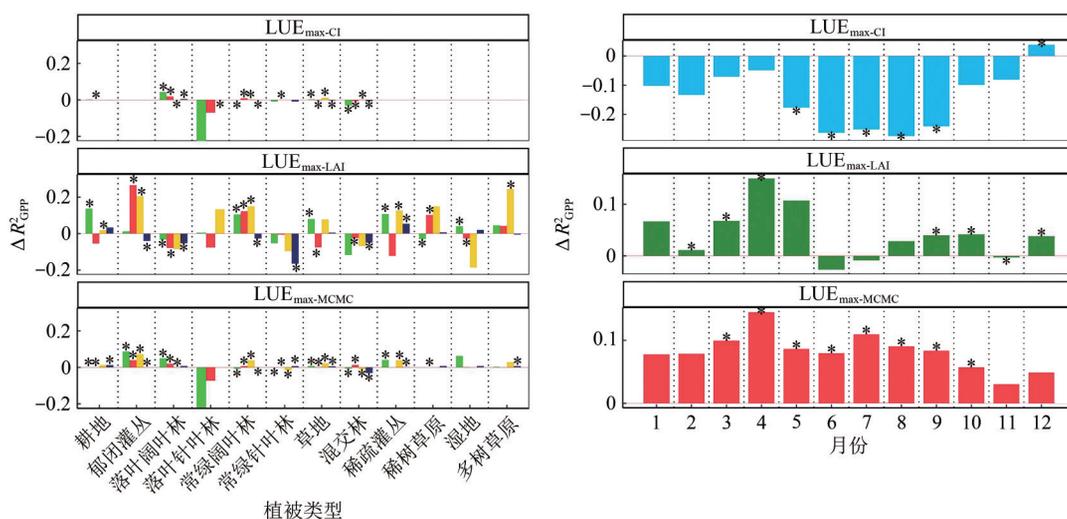


图2 基于不同 LUE_{\max} 参数的模型 GPP 估算精度对比 (GPP 单位均以碳计)

Fig. 2 Comparisons of GPP estimation accuracy among models with different LUE_{\max} parameters (The GPP units are showed in carbon)



(a) 分植被类型的 ΔR^2 对比结果

(b) 分月份的 ΔR^2 对比结果

(a) Comparison results of ΔR^2 on different vegetation types

(b) Comparison results of ΔR^2 on different months

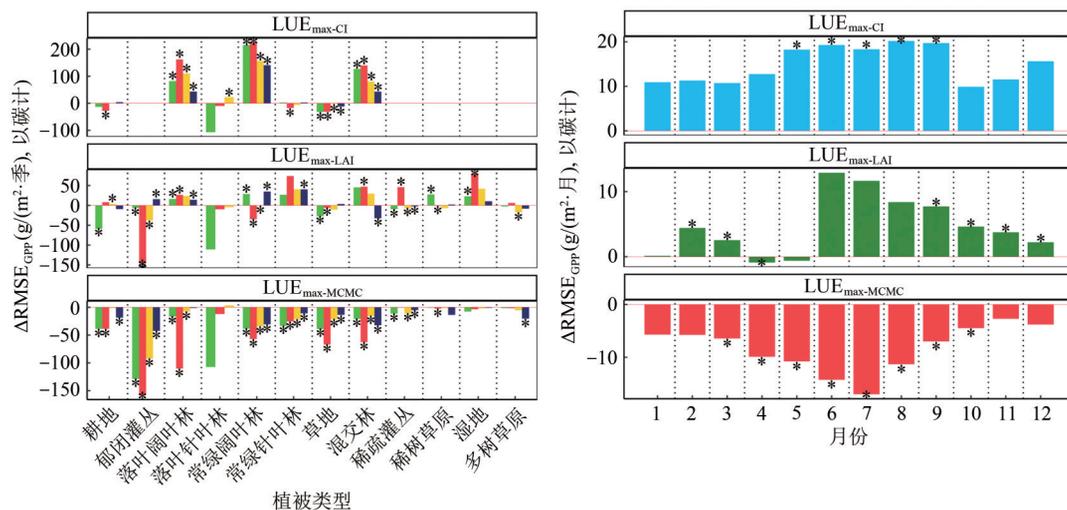
春季 夏季 秋季 冬季

*表示其与基于 $LUE_{max-BPLUT}$ 的结果有显著差异 ($P < 0.05$)

*means it has a significant difference to the result of $LUE_{max-BPLUT}$ ($P < 0.05$)

图3 基于动态 LUE_{max} 参数与基于静态 LUE_{max} 参数的GPP估算效果 (R^2) 对比

Fig. 3 R^2 comparison of estimated GPP between dynamic and fixed LUE_{max} parameters



(a) 分植被类型的 $\Delta RMSE$ 对比结果

(b) 分月份的 $\Delta RMSE$ 对比结果

(a) Comparison results of $\Delta RMSE$ on different vegetation types

(b) Comparison results of $\Delta RMSE$ on different months

春季 夏季 秋季 冬季

*表示其与基于 $LUE_{max-BPLUT}$ 的结果有显著差异 ($P < 0.05$)

*means it has a significant difference to the result of $LUE_{max-BPLUT}$ ($P < 0.05$)

图4 基于动态 LUE_{max} 参数与基于静态 LUE_{max} 参数的GPP估算效果 (RMSE) 对比

Fig. 4 RMSE comparison of estimated GPP between dynamic and fixed LUE_{max} parameters

4 讨论

4.1 LUE_{max} 参数的季节性变化特征

在更广范围内对 LUE_{max} 参数的横向对比结果

显示, 不同动态 LUE_{max} 参数在各植被类型上的季节性变化特征有显著差异, 且也与其原研究中的实验结果存在不同。例如, 基于叶绿素遥感指数方法的 LUE_{max-CI} 参数在原研究区内的常绿针叶林、

落叶阔叶林类型中的季节性变化特征与本研究存在一定差异：对于常绿针叶林类型，原研究在日本区域的结果呈现水平波动的季节变化特征，且数值全程低于原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数 (Muramatsu 等, 2014)，而本文显示 $LUE_{\max-CI}$ 参数在常绿针叶林类型上有着明显的季节变化，呈现出单峰曲线特征，曲线在生长季有小幅度的凸起，并且生长季阶段的数值高于原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数 (图1)；落叶阔叶林类型上的结果也类似，其原研究的结果呈现水平波动特征，而本研究的结果则是呈现波动水平较小的单峰曲线。此外，本研究基于 $LUE_{\max-MCMC}$ 参数在部分植被类型上的结果与其原研究也存在差异。对于草地类型，原研究的 $LUE_{\max-MCMC}$ 参数呈现明显的U形特征 (Lin 等, 2017)，而本文则呈水平波动。

造成上述差异的原因，一方面可能是原研究区的季节变化特征受限于其单一的局地气候，另一方面也可能是同一植被类型下群落物种的差异所致。已有研究指出 LUE_{\max} 参数的季节性变化与 LAI 及冠层结构有着紧密的关系 (Teh 等, 2000)，并且其数值的变化可以通过环境温度进行解释 (Medlyn 等, 2002; Xu 和 Baldocchi, 2003; Zhu 等, 2011)。本文在分析 LUE_{\max} 参数的影响因子方面与同类研究有着类似的结论，详见图5。典范对应分析 CCA (Canonical Correspondence Analysis) 本质是多响应变量多元回归结果的主成分降维展示，其排序结果图中各箭头之间的角度表示相关性的 大小，两箭头方向垂直则为不相关，锐角表示正相关，钝角为负相关，而散点的坐标位置则是各样本点在 CCA1 和 CCA2 上的投影。分析结果同时也给出了影响因子的方差，各影响因子中解释度最高的是温度胁迫系数 (T_s) 和 LAI，其次则是饱和水汽压差 (VPD) 和水分胁迫系数 (W_s)，这一方面佐证了 LUE_{\max} 参数与 LAI 指数和温度的紧密联系，另一方面也暗示除温度外的其他环境因素也可能对 LUE_{\max} 参数产生影响，未来对 LUE_{\max} 参数的模拟需要进一步考虑各种影响植物生理的环境参数。此外，图5中除去 $LUE_{\max-MCMC}$ 参数和原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数有较好的正相关性，但是总体上3种动态 LUE_{\max} 参数之间的相关性一般 (图5， $LUE_{\max-CI}$ 参数仅适用于7种植被类型，因而12种植被类型仅有7种植被类型被纳入 CCA 分析)。这说明不同数据基础所刻画的季节性变化特征存在明显差异，从而导致了各 LUE_{\max} 参数在时序变化特

征、植被类型适用性以及 GPP 估算精度方面有着不同的表现。

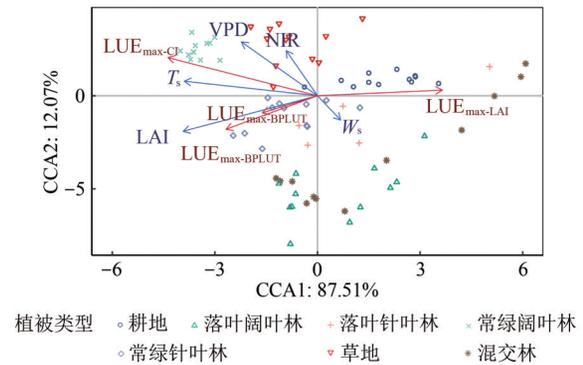


图5 LUE_{\max} 参数与环境影响因素间的相关性分析
Fig. 5 Correlation analysis between LUE_{\max} parameters and environmental influencing factors

4.2 各 LUE_{\max} 参数对 GPP 估算精度的影响

基于3种动态 LUE_{\max} 参数的光能利用率模型相比原静态 LUE_{\max} 参数模型，在 GPP 的估算方面有一定程度的改善，但是不同动态 LUE_{\max} 参数之间差异较大，且没有同静态 LUE_{\max} 参数拉开明显的差距。例如，基于 $LUE_{\max-LAI}$ 参数的光能利用率模型，虽然在郁闭灌丛、落叶针叶林以及常绿阔叶林植被类型上相比静态 LUE_{\max} 参数模型有着明显的提升，但是该方法在植被覆盖较稀疏的非林地、非郁闭灌丛类型上的结果则不如静态 LUE_{\max} 参数模型 (图3(a)、图4(a))。总的来说， $LUE_{\max-MCMC}$ 参数在全植被类型的所有时段，其 GPP 的估算精度都不低于原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数 (以碳计的 $\Delta RMSE = 10.9 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, $\Delta R^2 = 0.084$)，并且在郁闭灌丛、落叶针叶林以及常绿阔叶林植被类型上的提升效果尤为明显。同类研究对基于 $LUE_{\max-MCMC}$ 参数的 GPP 计算结果在植被类型上的适用性差异给出了解释，其认为站点数量和观测样本较多的植被类型在 Metropolis-Hasting 方法中会占据更多的权重，因而模拟出的 LUE_{\max} 参数在不同植被类型估算精度的改善上存在差异 (Lin 等, 2017)。但是本文在通量站点数据更为充足的条件下，使用 MCMC 方法对每个植被类型的 LUE_{\max} 参数进行了独立的模拟，但仍旧存在类似的适应性差异，因此本文倾向于认为原静态 $LUE_{\max-BPLUT}$ 参数对一些植被类型 (郁闭灌丛、落叶针叶林、常绿阔叶林) 在 GPP 估算上有着较其余植被类型稍大的原始系统误差，并且也已有相关研究指出静态单

叶模型在常绿阔叶林植被类型上的GPP估算精度的确不及其他植被类型(Yuan等, 2014; Anav等, 2015)。此外, 上述结果也说明了基于不同数据基础的 LUE_{max} 模拟方法对不同的植被类型和时间段存在适用性差异, 并且基于植被指数的方法会更适用于林地等植被覆盖较密的地区。

基于动态 LUE_{max} 参数的光能利用率模型对GPP估算精度的改善程度存在季节性差异。同基于静态 LUE_{max} 参数的模型相比, 基于 $LUE_{max-LAI}$ 参数在6—8月之外的时段有着显著优于原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数的结果(图3(b)、图4(b)中的符号*标记), 而 $LUE_{max-MCMC}$ 参数则是在全年各月都优于原静态 $LUE_{max-BPLUT}$ 参数。同类研究认为这是由于各类静态 LUE_{max} 参数模型(Potter等, 1993; Veroustraete等, 1994; Xiao等, 2004; Turner等, 2006; Yuan等, 2007; Mahadevan等, 2008)的 LUE_{max} 参数多来自于生长季旺季的观测或是基于良好生长状态的假设(Lin等, 2017; Zhou和Xin, 2019)。

4.3 评估结果的应用展望及局限性

Houborg等(2009)认为动态 LUE_{max} 能够使模型更加贴合叶片对短期环境条件变化作出适应性反应这一实际情况, 从而有利于更加准确地计算总初级生产力。然而, LUE_{max} 参数与植被生理状态密切相关, 除了温度、LAI、水分等因素外, 营养元素限制、林龄、散射辐射比例等因素也会对其产生影响。但是这些因素中, 除CFlux光能利用率模型对林龄因素进行了考虑(Turner等, 2006), 其余因素在大部分单叶光能利用率模型中都未有对应的模型参数设计。因而在现有的模型结构中, 添加影响 LUE_{max} 的相应因素的模型参数并同时把所有的模型参数进行统一率定, 会有助于提高光能利用率模型的GPP估算精度。

本文研究结果主要基于FLUENET 2015 通量站点, 然而这些通量站点在植被类型上的数量并不均匀, 且也不够充足, 将来需在扩大通量观测以及结合无人机遥感、叶绿素荧光指数(SIF)、光化学反应指数(PRI)等新方法或工具的基础上进一步研究。

5 结 论

本研究采用相同的生产力估算数据集

(FLUXNET 2015数据集)及模型结构(MODIS-LUE生产力模型结构)在相对更广的研究区域内(更多的通量站点与植被类型)横向对比了3种典型动态最大光能利用率参数(LUE_{max})的季节性变化特征, 并评估了他们在MODIS-LUE模型框架下的GPP估算精度, 得到如下两个主要结论:

(1) 3种动态 LUE_{max} 参数(基于叶绿素遥感指数、基于LAI季节调节因子、马尔可夫链蒙特卡洛模拟)之间相互差异较大, 他们在各植被类型上的季节性变化特征不同, 其年内变化曲线呈现单峰、“U”型及水平波动3种特征。

(2) 基于动态 LUE_{max} 参数的GPP估算精度相比基于原静态 LUE_{max} 参数有着一定的提高, 但高度依赖于具体的动态 LUE_{max} 参数, 部分动态 LUE_{max} 参数仅在特定的植被类型与时段相比原静态 LUE_{max} 参数对GPP估算有提升效果, 而在某些植被类型与时段甚至会造成更大的估算误差(以碳计的 $\Delta RMSE$ 最高可达 $20 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$, ΔR^2 最低可达-0.27)。总体而言, 贝叶斯框架下的马尔可夫链蒙特卡洛(MCMC)方法对动态 LUE_{max} 参数有着较好的模拟效果(相比静态参数的GPP结果, 以碳计的RMSE总体降低了 $10.9 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{月})$), 并且其GPP的估算精度在全植被类型的所有时段都不低于原静态 LUE_{max} 参数, 并且在郁闭灌丛、落叶针叶林以及常绿阔叶林上的提升效果尤为明显。

参考文献(References)

- Anav A, Friedlingstein P, Beer C, Ciais P, Harper A, Jones C, Murray-Tortarolo G, Papale D, Parazoo N C, Peylin P, Piao S L, Sitch S, Viovy N, Wiltshire A and Zhao M S. 2015. Spatiotemporal patterns of terrestrial gross primary production: a review. *Reviews of Geophysics*, 53(3): 785-818 [DOI: 10.1002/2015RG000483]
- Badgley G, Anderegg L D L, Berry J A and Field C B. 2019. Terrestrial gross primary production: Using NIR_v to scale from site to globe. *Global Change Biology*, 25(11): 3731-3740 [DOI: 10.1111/gcb.14729]
- Chen J, Zhang H F, Liu Z R, Che M L and Chen B Z. 2014. Evaluating parameter adjustment in the modis gross primary production algorithm based on eddy covariance tower measurements. *Remote Sensing*, 6(4): 3321-3348 [DOI: 10.3390/rs6043321]
- Dong J W, Xiao X M, Wagle P, Zhang G L, Zhou Y T, Jin C, Torn M S, Meyers T P, Suyker A E, Wang J B, Yan H M, Biradar C and Moore III B. 2015. Comparison of four EVI-based models for estimating gross primary production of maize and soybean croplands and tallgrass prairie under severe drought. *Remote*

- Sensing of Environment, 162: 154-168 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.02.022]
- Fang J Y, Ke J H, Tang Z Y and Chen A P. 2001. Implications and estimations of four terrestrial productivity parameters. Chinese Journal of Plant Ecology, 25(4): 414-419 (方精云, 柯金虎, 唐志尧, 陈安平. 2001. 生物生产力的“4P”概念、估算及其相互关系. 植物生态学报, 25(4): 414-419)
- Farquhar G D, von Caemmerer S and Berry J A. 1980. A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. Planta, 149(1): 78-90 [DOI: 10.1007/BF00386231]
- Hammer G L and Wright G C. 1994. A theoretical analysis of nitrogen and radiation effects on radiation use efficiency in peanut. Australian Journal of Agricultural Research, 45(3): 575-589 [DOI: 10.1071/AR9940575]
- Hashimoto H, Wang W L, Milesi C, Xiong J, Ganguly S, Zhu Z C and Nemani R R. 2013. Structural uncertainty in model-simulated trends of global gross primary production. Remote Sensing, 5(3): 1258-1273 [DOI: 10.3390/rs5031258]
- Houborg R, Anderson M C, Norman J M, Wilson T and Meyers T. 2009. Intercomparison of a ‘bottom-up’ and ‘top-down’ modeling paradigm for estimating carbon and energy fluxes over a variety of vegetative regimes across the U.S. Agricultural and Forest Meteorology, 149(11): 1875-1895 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2009.06.014]
- Kosugi Y, Shibata S and Kobashi S. 2003. Parameterization of the CO₂ and H₂O gas exchange of several temperate deciduous broad-leaved trees at the leaf scale considering seasonal changes. Plant, Cell and Environment, 26(2): 285-301 [DOI: 10.1046/j.1365-3040.2003.00960.x]
- Limousin J M, Misson L, Lavoit A V, Martin N K and Rambal S. 2010. Do photosynthetic limitations of evergreen *Quercus ilex* leaves change with long-term increased drought severity?. Plant, Cell and Environment, 33(5): 863-875 [DOI: 10.1111/j.1365-3040.2009.02112.x]
- Lin X F, Chen B Z, Chen J, Zhang H F, Sun S B, Xu G, Guo L F, Ge M Y, Qu J F, Li L J and Kong Y W. 2017. Seasonal fluctuations of photosynthetic parameters for light use efficiency models and the impacts on gross primary production estimation. Agricultural and Forest Meteorology, 236: 22-35 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2016.12.019]
- Liu J, Chen J M, Cihlar J and Chen W. 2002. Net primary productivity mapped for Canada at 1-km resolution. Global Ecology and Biogeography, 11(2): 115-129 [DOI: 10.1046/j.1466-822X.2002.00278.x]
- Mahadevan P, Wofsy S C, Matross D M, Xiao X M, Dunn A L, Lin J C, Gerbig C, Munger J W, Chow V Y and Gottlieb E W. 2008. A satellite-based biosphere parameterization for net ecosystem CO₂ exchange: Vegetation Photosynthesis and Respiration Model (VPRM). Global Biogeochemical Cycles, 22(2): GB2005 [DOI: 10.1029/2006GB002735]
- Medlyn B E. 1998. Physiological basis of the light use efficiency model. Tree Physiology, 18(3): 167-176 [DOI: 10.1093/treephys/18.3.167]
- Medlyn B E, Loustau D and Delzon S. 2002. Temperature response of parameters of a biochemically based model of photosynthesis. I. Seasonal changes in mature maritime pine (*Pinus pinaster* Ait.). Plant, Cell and Environment, 25(9): 1155-1165 [DOI: 10.1046/j.1365-3040.2002.00890.x]
- Monteith J L. 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. Journal of Applied Ecology, 9(3): 747-766 [DOI: 10.2307/2401901]
- Muramatsu K, Furumi S, Soyama N and Daigo M. 2014. Estimating the seasonal maximum light use efficiency//Proceedings of the SPIE 9260, Land Surface Remote Sensing II. Beijing: SPIE: 92603R [DOI: 10.1117/12.2069142]
- Potter C S, Randerson J T, Field C B, Matson P A, Vitousek P M, Mooney H A and Klooster S A. 1993. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data. Global Biogeochemical Cycles, 7(4): 811-841 [DOI: 10.1029/93GB02725]
- Running S W, Nemani R, Glassy J M and Thornton P E. 1999. MODIS daily photosynthesis (PSN) and annual net primary production (NPP) product (MOD17) Algorithm Theoretical Basis Document [EB/OL]. University of Montana, SCF At-Launch Algorithm ATBD Documents. https://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod16.pdf.
- Running S W, Thornton P E, Nemani R and Glassy J M. 2000. Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system//Sala O E, Jackson R B, Mooney H A and Howarth R W, eds. Methods in Ecosystem Science. New York: Springer: 44-57 [DOI: 10.1007/978-1-4612-1224-9_4]
- TeH C B S, Simmonds L P and Wheeler T R. 2000. An equation for irregular distributions of leaf azimuth density. Agricultural and Forest Meteorology, 102(4): 223-234 [DOI: 10.1016/S0168-1923(00)00132-5]
- Thanyapranedkul J, Muramatsu K, Daigo M, Furumi S, Soyama N, Nasahara K N, Muraoka H, Noda H M, Nagai S, Maeda T, Mano M and Mizoguchi Y. 2012. A vegetation index to estimate terrestrial gross primary production capacity for the global change observation mission-climate (GCOM-C)/second-generation global imager (SGLI) satellite sensor. Remote Sensing, 4(12): 3689-3720 [DOI: 10.3390/rs4123689]
- Turner D P, Ritts W D, Styles J M, Yang Z, Cohen W B, Law B E and Thornton P E. 2006. A diagnostic carbon flux model to monitor the effects of disturbance and interannual variation in climate on regional NEP. Tellus B: Chemical and Physical Meteorology, 58(5): 476-490 [DOI: 10.1111/j.1600-0889.2006.00221.x]
- Veroustraete F, Patyn J and Myneni R B. 1994. Forcing of a simple ecosystem model with fapar and climatic data to estimate regional scale photosynthetic assimilation//Veroustraete F, Ceulemans R, Impens I and Van Rensbergen J, eds. Vegetation Modelling and Climate Change Effects. The Hague: SPB Academic Publishing: 151-177
- Willmott C J, Ackleson S G, Davis R E, Feddema J J, Klink K M, Leg-

- ates D R, O'Donnell J and Rowe C M. 1985. Statistics for the evaluation and comparison of models. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 90(C5): 8995-9005 [DOI: 10.1029/JC090iC05p08995]
- Willmott C J and Matsuura K. 2005. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30(1): 79-82
- Wu C Y, Niu Z and Gao S. 2010. Gross primary production estimation from MODIS data with vegetation index and photosynthetically active radiation in maize. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115(D12): D12127 [DOI: 10.1029/2009JD013023]
- Xiao X M, Hollinger D, Aber J, Goltz M, Davidson E A, Zhang Q Y and Moore III B. 2004. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest. *Remote Sensing of Environment*, 89(4): 519-534 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.008]
- Xiao X M, Zhang Q Y, Hollinger D, Aber J and Moore III B. 2005. Modeling gross primary production of an evergreen needleleaf forest using modis and climate data. *Ecological Applications*, 15(3): 954-969 [DOI: 10.1890/04-0470]
- Xin Q C, Gong P, Suyker A E and Si Y L. 2016. Effects of the partitioning of diffuse and direct solar radiation on satellite-based modeling of crop gross primary production. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50: 51-63 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.03.002]
- Xu L K and Baldocchi D D. 2003. Seasonal trends in photosynthetic parameters and stomatal conductance of *bLUE* oak (*Quercus douglasii*) under prolonged summer drought and high temperature. *Tree Physiology*, 23(13): 865-877 [DOI: 10.1093/treephys/23.13.865]
- Yuan W P, Cai W W, Liu D and Dong W J. 2014. Satellite-based vegetation production models of terrestrial ecosystem: an overview. *Advances in Earth Science*, 29(5): 541-550 (袁文平, 蔡文文, 刘丹, 董文杰. 2014. 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*, 29(5): 541-550) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2014.05.0541]
- Yuan W P, Cai W W, Xia J Z, Chen J Q, Liu S G, Dong W J, Merbold L, Law B, Arain A, Beringer J, Bernhofer C, Black A, Blanken P D, Cescatti A, Chen Y, Francois L, Gianelle D, Janssens I A, Jung M, Kato T, Kiely G, Liu D, Marcolla B, Montagnani L, Raschi A, Rouspard O, Varlagin A and Wohlfahrt G. 2014. Global comparison of light use efficiency models for simulating terrestrial vegetation gross primary production based on the LaThuile database. *Agricultural and Forest Meteorology*, 192-193: 108-120 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.03.007]
- Yuan W P, Liu S G, Zhou G S, Zhou G Y, Tieszen L L, Baldocchi D, Bernhofer C, Gholz H, Goldstein A H, Goulden M L, Hollinger D Y, Hu Y M, Law B E, Stoy P C, Vesala T and Wofsy S C. 2007. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 143(3/4): 189-207 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2006.12.001]
- Zhou X W and Xin Q C. 2019. Improving satellite-based modelling of gross primary production in deciduous broadleaf forests by accounting for seasonality in light use efficiency. *International Journal of Remote Sensing*, 40(3): 931-955 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1519285]
- Zhu G F, Li X, Su Y H, Lu L, Huang C L and Niinemets Ü. 2011. Seasonal fluctuations and temperature dependence in photosynthetic parameters and stomatal conductance at the leaf scale of *Populus euphratica* Oliv. *Tree Physiology*, 31(2): 178-195 [DOI: 10.1093/treephys/tpr005]
- Zhu W Q, Pan Y Z, He H, Yu D Y and Hu H B. 2006. Simulation of maximum light use efficiency for some typical vegetation types in China. *Chinese Science Bulletin*, 51(4): 457-463 (朱文泉, 潘耀忠, 何浩, 于德永, 扈海波. 2006. 中国典型植被最大光利用率模拟. *科学通报*, 51(6): 700-706) [DOI: 10.3321/j.issn:0023-074X.2006.06.014]
- Zhu W Q, Pan Y Z and Zhang J S. 2007. Estimation of net primary productivity of Chinese terrestrial vegetation based on remote sensing. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 31(3): 413-424 (朱文泉, 潘耀忠, 张锦水. 2007. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算. *植物生态学报*, 31(3): 413-424) [DOI: 10.17521/cjpe.2007.0050]

Comparative evaluation of simulation methods for the maximum light-use efficiency of vegetation

ZHAO Cenliang, ZHU Wenquan, XIE Zhiying

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Beijing Engineering Research Center for Global Land Remote Sensing Products, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: The light-use efficiency model is a parametric model for estimating vegetation productivity based on remote sensing data. Its core parameter, maximum light-use efficiency (LUE_{max}), was considered a fixed value for all vegetation types in the early stage. However, it became a parameter that varied with vegetation type since the MODIS-LUE model, and recently, it was considered to require adjusting in

time according to the phenological and physiological status of vegetation. Although the current vegetation productivity estimation model based on seasonal dynamic LUE_{max} parameters showed a relatively higher accuracy, these studies were mostly limited to specific vegetation types or spatial scales. Thus, the applicability of different dynamic LUE_{max} parameters in a wider range of vegetation types or regions and the differences between geographical areas remain clear. In this paper, we presented a comparative analysis of three typical dynamic LUE_{max} parameter simulation methods (which are based on the chlorophyll index, leaf area index, and Markov chain Monte Carlo) by using the same dataset (FLUXNET 2015 dataset) and model structure (MODIS-LUE model structure). Results showed that the seasonal variation characteristics of three different dynamic LUE_{max} parameters differed significantly, generally showing three characteristics of single-peaked, U-shaped, and horizontal fluctuations in different vegetation types. The accuracy of the estimated gross primary productivity (GPP) based on dynamic LUE_{max} parameters was better than when the original static parameter was used, but it relied on the specific LUE_{max} parameter simulation method. The Markov chain Monte Carlo method had a good simulation effect on the LUE_{max} parameter, and its GPP estimation accuracy improved in all vegetation types at all time periods (compared to the original MODIS-LUE static LUE_{max} , $\Delta RMSE = 10.9 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{month})$, calculated in units of carbon), especially in closed shrub, deciduous needle-leaf forest, and evergreen broadleaf forest. These findings can provide a basis for the uncertainty analysis of light-use-efficiency-based vegetation productivity estimation and the development of new models.

Key words: remote sensing, vegetation productivity, gross primary productivity, light use efficiency model, maximum light use efficiency, parameter evaluation

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFA0608504)