

廖 靖, 胡月明, 赵 理, 等. 结合数据融合算法的光能利用率模型反演水稻地上部生物量[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(3): 594-601.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2019.03.013

## 结合数据融合算法的光能利用率模型反演水稻地上部生物量

廖 靖<sup>1,2,3,4</sup>, 胡月明<sup>1,2,3,4,5</sup>, 赵 理<sup>1,2,3,4</sup>, 马昊翔<sup>1,2,3,4</sup>, 王 璐<sup>1,2,3,4</sup>, 张洪亮<sup>6</sup>

(1. 华南农业大学资源环境学院, 广东 广州 510642; 2. 华南农业大学国土资源部建设用地再开发重点实验室, 广东 广州 510642; 3. 华南农业大学广东省土地利用与整治重点实验室, 广东 广州 510642; 4. 华南农业大学广东省土地信息工程技术研究中心, 广东 广州 510642; 5. 青海大学农牧学院, 青海 西宁 810016; 6. 贵州科学院, 贵州 贵阳 550001)

**摘要:** 水稻作为世界范围内的重要粮食作物, 其生长状况与产量信息的快速、精确获取, 对保障耕地资源安全与粮食安全具有重要意义。本研究探索结合数据融合算法的光能利用率模型反演水稻地上部生物量, 将增强型空间和时间自适应反射融合模型(ESTARFM)预测的水稻关键生长期数据, 驱动 EC-LUE(Eddy covariance-light use efficiency)模型反演水稻地上部生物量, 分别验证 2 个模型的精度。结果显示, ESTARFM 算法预测值与真实值的 Pearson 相关系数为 0.668 ( $P < 0.001$ ), 对于中型耕地(11~50 个 Landsat 像元), ESTARFM 算法预测精度最为理想。EC-LUE 模型反演的水稻地上部生物量预测值与地面实测值 Pearson 相关系数为 0.630 ( $P < 0.001$ )。EC-LUE 模型驱动数据的空间分辨率与时间分辨率是制约反演结果精度的关键因素。

**关键词:** 影像融合; 光能利用率模型; 水稻地上部生物量; 遥感反演

**中图分类号:** TP75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2019)03-0594-08

## Inversion of above-ground biomass of rice by combining light use efficiency model with data fusion algorithm

LIAO Jing<sup>1,2,3,4</sup>, HU Yue-ming<sup>1,2,3,4,5</sup>, ZHAO Li<sup>1,2,3,4</sup>, MA Hao-xiang<sup>1,2,3,4</sup>, WANG Lu<sup>1,2,3,4</sup>, ZHANG Hong-liang<sup>6</sup>

(1. College of Natural Resources and Environment, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2. Key Laboratory of the Ministry of Land and Resources for Construction Land Transformation, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 3. Guangdong Provincial Key Laboratory of Land Use and Consolidation, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 4. Guangdong Province Land Information Engineering Technology Research Center, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 5. College of Agriculture and Animal Husbandry, Qinghai University, Xining 810016, China; 6. Guizhou Academy of Sciences, Guiyang 550001, China)

**Abstract:** Rice as an important food crop in the world, so the rapid and accurate acquisition of its growth status and yield information is of great significance to ensure the safety of cultivated land resources and food security. In this study, the enhanced spatial and temporal adaptive reflection fusion model (ESTARFM) was used to predict the key growth data of rice, and the eddy covariance-light use efficiency (EC-LUE) model was used to invert rice above-ground biomass. The accuracy of the two models

收稿日期: 2018-09-25

基金项目: 广东省科技计划项目(2017A050501031、2017A040406022);  
广州市科技计划项目(201804020034)

作者简介: 廖 靖(1989-), 男, 四川成都人 博士研究生, 主要从事农  
用地生产力监测与评价研究。(E-mail) l\_j\_0817@  
163.com

通讯作者: 胡月明, (E-mail) ymhu163@163.com

was verified, respectively. The results showed that the Pearson correlation coefficient between the true value and the predicted value of the ESTARFM algorithm was 0.668 ( $P < 0.001$ ). However, for medium-sized cultivated land (11~50 Landsat pixels), the ESTARFM algorithm had the best prediction accuracy. Pearson correlation coefficient between the predicted value of the EC-LUE model and the measured value

of above-ground biomass of rice was 0.630 ( $P < 0.001$ ). The spatial resolution and time resolution of the EC-LUE model-driven data are the key factors that constrain the accuracy of inversion results.

**Key words:** image fusion; light use efficiency model; above-ground biomass of rice; remote sensing inversion

水稻生产在全球粮食安全评估<sup>[1]</sup>、农业水资源利用<sup>[2-3]</sup>、温室气体排放<sup>[4-6]</sup>等研究中具有重要地位。水稻作为中国重要的粮食作物<sup>[7]</sup>,水稻地上部生物量模拟与预测是水稻估产<sup>[8-11]</sup>、农业气象灾害预警<sup>[12-13]</sup>、耕地产能监测与评价<sup>[14-15]</sup>等一系列相关研究中的重要参数之一。相比于经验模型(光合生产力模型、Wagenigen 模型<sup>[16]</sup>、农业生态区法(AEZ)<sup>[17-18]</sup>以及基于过程的生长模型(WOFOST<sup>[19-20]</sup>、APSIM<sup>[21-22]</sup>等),作物光能利用率(LUE)模型简化了植物光合作用与呼吸作用的复杂生理反应,被认为是拥有较大发展空间,能够在更广范围内进行作物生产力估算的一种模型。Eddy covariance-light use efficiency(EC-LUE)模型被开发适用于普遍生物群落的逐日总初级生产力(GPP)估算,该模型基于涡度塔通量数据,并采用在各种生物群落中几乎不变的模型参数(即潜在的光能利用效率与最佳植被的生长温度)<sup>[23]</sup>。EC-LUE 模型估算农田 GPP 仍有较大不确定性,有研究针对模型模拟的农田 GPP 精度进行验证,提出了相应的模型改进策略<sup>[24-26]</sup>。

EC-LUE 模型需要输入更精细的作物生长数据(如 NDVI)来模拟中、小尺度农田 GPP。为了满足精细分辨率监测地表季节性景观变化的能力,Gao 等开发了空间和时间自适应反射融合模型(Spatial and temporal adaptive reflectance fusion model,STARFM),将 Landsat 数据与 MODIS 数据进行融合,以预测拥有 Landsat 空间分辨率下的日常表面反射率<sup>[27]</sup>。Zhu 等开发了一种增强型 STARFM 方法(Enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model,ESTARFM),通过 2 个时间点之间观测到的反射率趋势和改进光谱解混合理论,以更好地预测异质景观的反射率变化<sup>[28-29]</sup>。ESTARFM 被证明在小区域中准确度要高于同类方法<sup>[30]</sup>,以及在预测农田蒸散量<sup>[31]</sup>、冬小麦生物量<sup>[32]</sup>、河岸森林监测<sup>[33]</sup>等异质景观的实证研究中有良好表现。直接将植被指数进行时空数据融合得到的精度,高于先对各波段进行时空数据融合再计算的植被指数的精度<sup>[34]</sup>。

本研究探索结合 ESTARFM 算法的 EC-LUE 模型对水稻地上部干物质质量反演的方法,通过 ES-

TARFM 算法获取晚稻关键生长期的 NDVI,作为 EC-LUE 模型的驱动数据。检验 2 个模型的精度,分别分析 2 个模型在预测耕地异质景观 NDVI、反演晚稻地上部生物量的适用性,并讨论本研究方法的优势与限制。

## 1 研究区概况

增城市位于广东省中部、广州市东部(图 1),地理坐标:北纬 23°05′~23°37′,东经 113°32′~114°00′,地处南亚热带,北回归线经过市境北部,属海洋性季风气候,多年平均气温为 21.6℃,极端高温为 38.2℃,极端低温为 -1.9℃。气候特点为炎热多雨,长夏无冬,全年可栽培作物。水资源丰富,耕地多为赤红地和河谷冲积地,适宜种植水稻等农作物<sup>[35]</sup>。

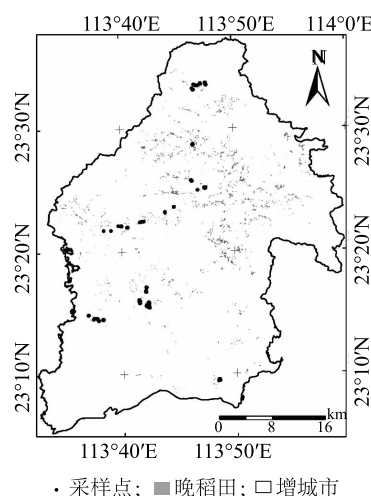


图 1 研究区采样点示意图

Fig.1 Schematic diagram of sampling points in the study area

## 2 数据获取与研究方法

### 2.1 数据

2.1.1 影像数据 Landsat 8 operational land imager (OLI)(本研究不涉及 TIRS 传感器)提供了 30 m 空间分辨率的 L1TP 级地表反射率科学数据产品。影像预处理包括辐射定标、Fast line-of-sight atmospheric analysis of hypercubes (FLAASH®) 大气

校正、几何校正,选取 Quality assessment band 中标记为“未受到仪器或云层影响”像素作为掩膜,反向去除影像中的云及云阴影。

MODIS09GA 数据集提供了 500 m 空间分辨率的逐日地表反射率。影像预处理包括投影转换、重采样与几何校正,根据 1-4-3 波段组合来判断研究区是否有云,选取云量最小时刻的 MOD09GA 数据,用数据集的质量波段做云掩膜。

**2.1.2 气象数据** 通过国家气象局气象观测站记录的研究区逐日日均气温、显热通量、潜热通量数据,采用 AUNSPLINE 气象插值软件进行插值<sup>[36]</sup>。光合有效辐射(PAR)数据利用 MODIS 1B 数据结合 MODIS 地表反射率产品和双向反射模型(BRDF model)参数产品,通过检索辐射传输模型计算出的查找表来反演得到<sup>[36-40]</sup>。

**2.1.3 地上部生物量采集** 2016 年 11 月 2 日(第 307 d)、11 月 7 日(第 312 d),分 2 次对研究区晚稻田进行生物量采样,采样数量为 30 块晚稻田,采样点分布见图 1。取样面积 1 m×1 m,与地面齐平收割稻株地上部分。在实验室内,将采集的水稻样品放置入烘干箱内,在 110 ℃下杀青 50 min,后将温度调整为 85 ℃,持续 10 h,至样品质量不再变化后取出称质量。

## 2.2 研究方法

**2.2.1 基于 EC-LUE 模型的晚稻地上部生物量反演** Yuan 等开发了涡度协方差-光利用效率(EC-LUE)模型来模拟日常植被 GPP<sup>[23,41]</sup>。模型由 4 个变量驱动:归一化植被指数(NDVI),光合有效辐射(PAR),气温(T)以及显热与潜热通量的鲍温比。由于潜在的 LUE 在各种土地覆盖类型中是不变的,因此 EC-LUE 模型对于每日 GPP 在大面积上的映射具有很大的优势。

$$GPP = PAR \times fPAR \times \varepsilon_{\max} \times \text{Min}(T_s, W_s) \quad (1)$$

式中 PAR 为某一时段内的光的有效辐射量, fPAR 为 PAR 被植被光合吸收的部分,  $\varepsilon_{\max}$  是在没有环境压力条件下潜在光能利用效率。Min( $T_s, W_s$ ) 为  $T_s$  和  $W_s$  2 个调节系数中的最小值。 $T_s$  为温度调节系数,  $W_s$  为水分调节系数。

根据辐射传递模型, Myneni 等发现,对于大量不同的植被-土壤-大气条件, fPAR 和 NDVI 之间存在线性关系<sup>[42]</sup>:

$$fPAR = a \times NDVI + b \quad (2)$$

其中 a 与 b 是经验系数。fPAR 和 NDVI 之间的

截距一般为负,当 fPAR 为零时, a 与 b 的比值表示裸土 NDVI。根据前人的研究, a 和 b 定为 1.240 和 -0.168<sup>[23, 43]</sup>, NDVI 从遥感影像数据获得。

EC-LUE 模型假定所有生物群落之间存在通用的  $\varepsilon_{\max}$ , 并通过温度或水分胁迫来降低,同时假设温度与水分对植被光能利用率的影像遵循李比希定律,即植被的实际光能利用率( $\varepsilon$ )仅受到任何给定时间的最大限制性因素影响:

$$\varepsilon = \varepsilon_{\max} \times \text{Min}(T_s, W_s) \quad (3)$$

其中  $T_s$  和  $W_s$  是温度与水分对植被光能利用率的各自影响下的向下调节标量。 $T_s$  和  $W_s$  的值在 0 至 1 之间变化,较小的值表示更强的负面影响。

$T_s$  是根据为陆地生态系统模型开发的方程估计的:

$$T_s = \frac{(T - T_{\min})(T - T_{\max})}{[(T - T_{\min})(T - T_{\max})] - (T - T_{\text{opt}})^2} \quad (4)$$

其中  $T_{\min}$ 、 $T_{\max}$ 、 $T_{\text{opt}}$  分别为植被光合活性的最小值、最大值和最佳空气温度。如果空气温度低于  $T_{\min}$  或超过  $T_{\max}$ , 则将  $T_s$  设置为 0。根据前人研究基础,将  $T_{\min}$  和  $T_{\max}$  分别设定为 0 ℃ 和 40 ℃,而  $T_{\text{opt}}$  通过非线性优化确定为 21 ℃<sup>[23]</sup>。

EC-LUE 模型使用蒸发分数(EF)来代替传统的土壤水分<sup>[44]</sup>和蒸汽压力差(VPD)。

$$W_s = \frac{1}{\beta + 1} = \frac{LE}{LE + H} \quad (5)$$

式中  $\beta$  为博文比例, LE 和 H 是生态系统潜热通量和显热通量。遵循前人的研究基础,用  $R_n$  代替 LE 和 H 的总和,修正后的水分限制( $W_s$ )计算公式为:

$$W_s = \frac{LE}{R_n} \quad (6)$$

$R_n$  可以通过现有的气候观测网络获得<sup>[23]</sup>。

### 2.2.2 基于 ESTARFM 的晚稻关键生长期数据融合

ESTARFM 算法实现有 4 个主要步骤。首先,使用 2 个具有精细分辨率的图像来搜索与本地窗口中的中心像素相似的像素。其次,计算所有相似像素( $W_i$ )的权重。第三,通过线性回归确定转换系数( $V_i$ )。最后,使用  $W_i$  与  $V_i$  来计算所需预测日期的粗分辨率图像的精细分辨率反射率。同时,研究结果表明,将植被指数直接进行时空数据融合的精度,要高于单个波段进行时空数据融合再计算植被指数所得到的精度,因为限制了误差的传递<sup>[34]</sup>。那么在预测时刻  $t_p$  处的最终预测的精细分辨率 NDVI 计算为:

$$NDVI_k(x_{\frac{w}{2}}, y_{\frac{w}{2}}, t_p) = NDVI_L(x_{\frac{w}{2}}, y_{\frac{w}{2}}, t_k) + \sum_{i=1}^N W_i V_i [NDVI_M(x_i, y_i, t_p) - NDVI_M(x_i, y_i, t_k)], (k=m, n) \quad (7)$$

式中,  $w$  是搜索窗口的大小。  $(x_{\frac{w}{2}}, y_{\frac{w}{2}})$  是预测像素的中心位置,  $(x_i, y_i)$  是第  $i$  个相似像素的位置,  $NDVI_k(x_{\frac{w}{2}}, y_{\frac{w}{2}}, t_p)$  是预测出的  $t_p$  时刻的 30 m 空间分辨率  $NDVI$  数据,  $NDVI_L(x_{\frac{w}{2}}, y_{\frac{w}{2}}, t_k)$  与  $NDVI_M(x_i, y_i, t_k)$  为已知  $t_k$  时刻与需要预测的像素对应位置的 Landsat/MODIS  $NDVI$  值。  $W_i$  与  $V_i$  为权重和转换系数。

通过 Landsat 影像计算的  $NDVI$  (记为  $NDVI_L$ ) 空间分辨率为 30 m, 通过 MOD09GA 计算的  $NDVI$  (记为  $NDVI_M$ ) 空间分辨率为 500 m。 2 个时期的 Landsat/MODIS  $NDVI$  数据和 1 个 MODIS  $NDVI$  (预测时间点) 数据被用来形成 30 m 空间分辨率的  $NDVI$  数据 (记为  $NDVI_F$ ), 本研究所采用和预测的影像数据见表 1。

表 1 本研究所涉及的影像数据

Table 1 Image data involved in the study

原始影像数据		预测影像数据
MOD09GA	OLI	
M2016212	L20160801 (L2016214)	
M2016224		F2016224
M2016235		F2016235
M2016249		F2016249
M2016263	L20160918 (L2016262)	F2016263
M2016271		F2016271
M2016277		F2016277
M2016284		F2016284
M2016290	L20161020 (L2016294)	
M2016301		F2016301
M2016309	L20161105 (L2016310)	

MODIS 原始数据时间格式按照儒略历, Landsat 原始数据时间格式按年月日表示。

### 2.2.3 精度检验

2.2.3.1 ESTARFM 算法精度检验 定量评估 2 对原始影像与预测影像, 绘制原始影像与预测影像的  $NDVI$  线性回归模型的残差, 评估预测精度。然后选择一组定量相关性度量方法, 即 Pearson 相关系数, 加上线性回归模型的斜率、截距值和  $R^2$ , 在像元尺度上分析原始的与预测的  $NDVI$  值之间的差异, 使用的误差指数是均方根误差 ( $RMSE$ )。对晚稻  $NDVI$  融合数据与真实数据进行交叉检查<sup>[33]</sup>。

前人研究得出异质景观的面积与 ESTARFM 预测精度有很强相关性, 因为其直接影响 ESTARFM 算法中对纯像元的寻找“难易”程度<sup>[36]</sup>。按照已有的研究区土地利用数据以及面向对象分类方法 (针对 Landsat 数据), 按单个耕地地块的面积进行分类, 即小型耕地 (10 个 Landsat 像元及以下)、中型耕地 (11~50 个 Landsat 像元)、大型耕地 (51 个 Landsat 像元及以上), 分别进行影像融合算法精度检查, 以评估地块面积大小对 ESTARFM 算法预测精度的影响。

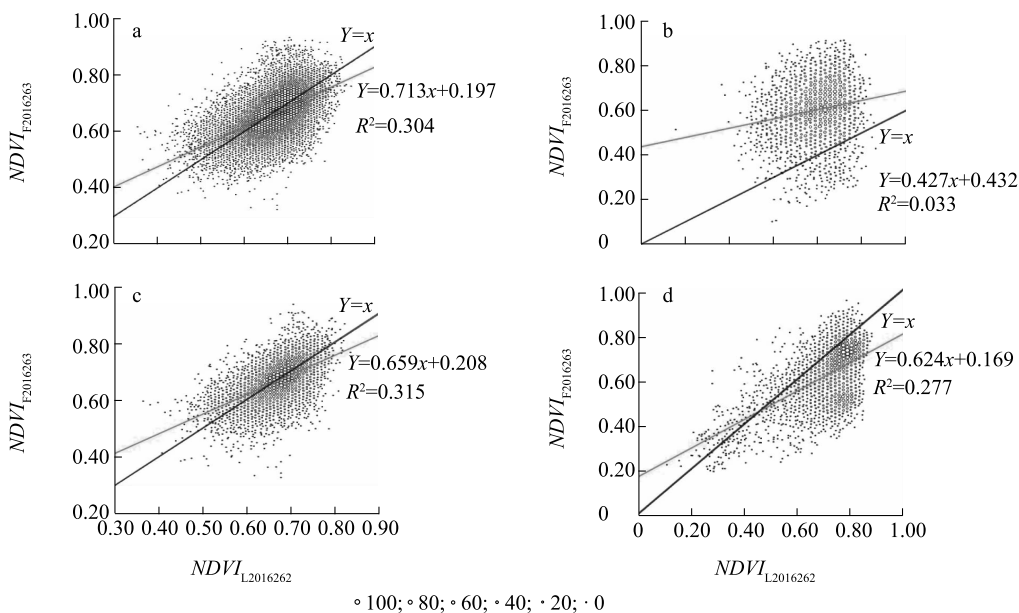
2.2.3.2 EC-LUE 模型精度检验 用均方根差, 平均绝对误差, Pearson 相关系数, 线性回归模型的斜率、截距值和  $R^2$ , 对 EC-LUE 模型的晚稻地上部生物量估算结果进行精度检验。通过当年的实地采样数据进行精度检验, 评估 EC-LUE 模型对晚稻地上部生物量预测结果的准确性。

## 3 结果与分析

### 3.1 ESTARFM 方法精度检验

根据土地利用现状图, 提取研究区耕地对应时刻的  $NDVI$ , 评估 ESTARFM 算法的预测精度 (图 2)。精度验证时刻在第 262 d 附近, 处于作物旺盛生长的时期, 因此  $NDVI$  预测值与真实值的重合部分都集中分布在右上角。整体来看, 耕地预测值与真实值的 Pearson 相关系数为 0.668 ( $P < 0.001$ ),  $RMSE$  为 0.005, 一元回归拟合线的斜率为 0.713、截距为 0.197、 $R^2$  为 0.304 (图 2a), ESTARFM 算法表现出对研究区耕地  $NDVI$  预测的良好效果。

耕地面积对 ESTARFM 算法精度影响结果显示, 中型耕地 (11~50 个 Landsat 像元) 的  $NDVI$  估计值更接近真实值, Pearson 相关系数为 0.718 ( $P < 0.001$ ),  $RMSE$  为 0.009, 一元回归拟合线的斜率为 0.659、截距为 0.208、 $R^2$  为 0.315。对于大型耕地 (51 个 Landsat 像元及以上),  $NDVI$  估计值与真实值的 Pearson 相关系数为 0.656 ( $P < 0.001$ ),  $RMSE$  为 0.014, 一元回归拟合线的斜率为 0.624、截距为 0.169、 $R^2$  为 0.277, 对于部分  $NDVI$  大于 0.6 的耕地像元, ESTARFM 算法预测值仅在 0.4 到 0.6 之间 (图 2d)。小型耕地 (10 个 Landsat 像元及以下) 的  $NDVI$  估计值精度最低, Pearson 相关系数仅为 0.370 ( $P < 0.001$ ),  $RMSE$  为 0.018, 一元回归拟合线的斜率为 0.427、截距为 0.432、 $R^2$  为 0.033。



a:为所有类型耕地;b、c、d 分别为小型(田块面积 $\leq 10$  Landsat 像元)、中型( $11 \leq$ 田块面积 $\leq 50$  Landsat 像元)、大型(田块面积 $> 50$  Landsat 像元)耕地。

图 2 ESTARFM 算法预测耕地 NDVI 精度检验  
Fig.2 Accuracy test results of NDVI predicted by ESTARFM algorithm

研究区耕地种植作物种类繁多,种植作物类型的不同导致的耕地混合像元是普遍存在的,当精细影像(30 m 空间分辨率)中小型耕地大量存在混合像元的情况下,ESTARFM 算法很难在粗分辨率影像(MODIS)中找到纯净的“水稻”像元,预测值与真实值差异显著。此外,对于大型耕地来说,过于宽广的单一作物种植区域会存在种植时间差,同物异谱“混合像元”,将不同生长状态的相同类型作物视为同一生长状态,也会造成 ESTARFM 算法的误差。而 11 至 50 个像元组成的中型耕地更“不容易”受到混合像元的干扰,算法精度最高。因此在结合 ESTARFM 算法进行晚稻地上部生物量反演时,本研究选取面积介于 11 至 50 个 Landsat 像元的水稻田块进行。

表 2 ESTARFM 算法预测耕地 NDVI 精度检验  
Table 2 Accuracy test results of NDVI predicted by ESTARFM algorithm

稻田类型	Pearson 系数	RMSE	截距	斜率	$R^2$
耕地	0.668	0.005	0.197	0.713	0.304
小型耕地	0.370	0.018	0.432	0.427	0.033
中型耕地	0.718	0.009	0.208	0.659	0.315
大型耕地	0.656	0.014	0.169	0.624	0.277

3.2 晚稻地上部生物量反演精度检验

2016 年研究区晚稻地上部生物量实测值在  $1\,250\text{ g/m}^2$  与  $2\,850\text{ g/m}^2$  之间,预测值在  $1\,300\text{ g/m}^2$  与  $2\,400\text{ g/m}^2$  之间,Pearson 相关系数为 0.630 ( $P < 0.001$ ),平均绝对误差为  $240.35\text{ g/m}^2$ ,标准误差 0.108,一元回归拟合线的斜率为 1.157、截距为 -41.111,整体上看,晚稻地上部生物量被低估了(图 3)。

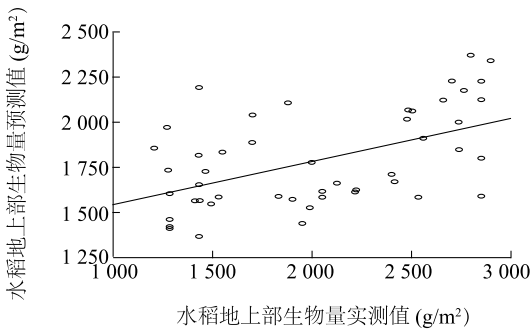


图 3 研究区晚稻地上部生物量实测值与预测值相关性分析结果

Fig.3 Correlation analysis between measured and predicted values of aboveground biomass in late rice in the study area

局部来看,EC-LUE 模型低估了拥有高地地上部生物量的晚稻地块,实测值在 $2\ 500\ \text{g}/\text{m}^2$ 以上的地块,预测值在 $2\ 000\ \text{g}/\text{m}^2$ 到 $2\ 300\ \text{g}/\text{m}^2$ 之间;对拥有中等地上部生物量的晚稻地块,即实测值在 $2\ 000\ \text{g}/\text{m}^2$ 左右的,EC-LUE 模型整体低估了这些地块的地上部生物量,预测值在 $1\ 500\ \text{g}/\text{m}^2$ 与 $1\ 700\ \text{g}/\text{m}^2$ 之间。

### 3.3 晚稻地上部生物量累积特征

结合 2016 年在基地对晚稻完整生长周期的地上部生物量采集数据(图 4),水稻地上部干物质累积规律:在移栽后晚稻地上部干物质质量会微弱下降,后逐渐增加(约第 240 d 到 260 d);分蘖期干物质质量增速加快(大约第 260 d 至 280 d),穗形成期干物质累积增速达到最大值(第 290 d 附近),成熟期前后干物质质量达到顶峰并逐渐稳定(310 d 附近)。而本研究中 EC-LUE 模型的输入数据时间为 2016 年的第 224 d 到 310 d,基本涵盖了水稻分蘖、穗形成、抽穗结实等干物质累积的重点时期。

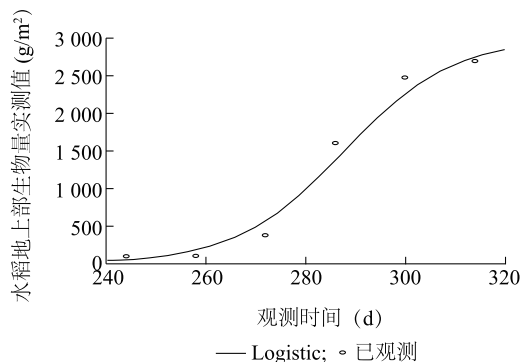


图 4 基于 Logistic 曲线的晚稻地上部生物量累积趋势

Fig.4 Accumulation trend of aboveground biomass of late rice based on logistic curve

## 4 讨论

### 4.1 晚稻地上部生物量累积特征

本研究探索利用 ESTARFM 算法融合得到时间分辨率更密集的晚稻 *NDVI* 数据,输入 EC-LUE 模型以估算研究区晚稻地上部生物量的方法。结果显示,ESTARFM 算法融合的耕地 *NDVI* 数据精度较高,且与地块面积密切相关,因此研究选取面积介于 11 至 50 个 Landsat 像元的水稻田块进行地上生物量反演。将补充后更为频繁的 *NDVI* 时间序列数据

输入 EC-LUE 模型,得到的晚稻地上部生物量预测值,与地面实测值的相关性检验结果为强相关, Pearson 相关系数 0.630 ( $P < 0.001$ )。考虑到输入的并不是逐日的 *NDVI* 数据,认为本研究提出的方法的预测结果是可行且符合预期的。结合更密集、更精细的输入数据,EC-LUE 模型对晚稻这种中小尺度生态系统的地上部生物量反演精度提升是值得期待的,也进一步扩展该模型适用范围。

本研究将 EC-LUE 模型运行时间设置为 2016 年的第 224 d 到 310 d,持续 90 d 左右,涵盖了分蘖、穗形成、抽穗结实等水稻干物质累积的重点时期。这段时期内水稻干物质质量的变化,包含了一个完整水稻生长期累积的绝大部分干物质质量。因此,本研究用 ESTARFM 算法估计的晚稻田 *NDVI*,基本完整覆盖了晚稻关键生长期,可以作为光能利用率模型的输入数据。

### 4.2 晚稻地上部生物量反演精度

前人对 EC-LUE 模型的改进与验证几乎都在通量站点观测进行,而通量站均一的地表覆盖类型,导致 EC-LUE 模型即使是用 8 d 1 km 空间分辨率的 MODIS (MOD13) *NDVI* 数据,也可以平均解释全球 36 个 FLUXNET 站点大约 90% 的 *GPP* 变异性<sup>[45]</sup>。因此,EC-LUE 模型被认为适用于模拟几乎所有类型生态系统的 *GPP*。本研究探索将 EC-LUE 模型从点推广到面,对模型大部分数据进行了插值、融合处理,从模型反演晚稻地上部生物量的结果来看,该方法还有待进一步提升,这主要包括模型输入数据时间分辨率和空间分辨率两方面。

更密集的影像数据会有助于评估由 ESTARFM 算法融合得到的非逐日 *NDVI* 输入数据对水稻最终地上部生物量的模拟误差影响程度,因为非逐日输入数据可能会缩短水稻高生长期,从而导致 EC-LUE 模型低估了水稻地上部生物量。更精细的影像数据与气象数据,可以进一步提升本研究方法对水稻这种中小尺度生态系统 *GPP* 的模拟精度。

### 参考文献:

- [1] ELERT E. Rice by the numbers: a good grain.[J]. Nature, 2014, 514(7524): 50-51.
- [2] 彭如梦,朱安,张思洁,等.节水灌溉方式对水稻产量和稻田土壤性状的影响综述[J].江苏农业科学,2018,46(23): 31-35.
- [3] BOUMAN B. How much water does rice use? [J]. Rice Today,

- 2009(1): 15.
- [4] 周 炜, 张岳芳, 朱普平, 等. 种植制度对长江下游稻田温室气体排放的影响[J]. 江苏农业学报, 2017, 33(2): 340-345.
  - [5] SASS R L, CICERONE R J. Photosynthate allocations in rice plants: food production or atmospheric methane? [J]. PNAS, 2002, 99(19): 11993-11995.
  - [6] 刘建君, 陈 红. 黑龙江省水稻生产碳足迹分析[J]. 南方农业学报, 2018, 49(8): 1667-1673.
  - [7] 陈劲松, 黄健熙, 林 珩, 等. 基于遥感信息和作物生长模型同化的水稻估产方法研究[J]. 中国科学: 信息科学, 2010, 40(增刊): 173-183.
  - [8] ATA-UL-KARIM S T, LIU X, LU Z, et al. In-season estimation of rice grain yield using critical nitrogen dilution curve[J]. Field Crops Research, 2016, 195: 1-8.
  - [9] 彭代亮. 基于统计与 MODIS 数据的水稻遥感估产方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
  - [10] 宁佐荣. 基于 MODIS 数据的低山丘陵区水稻估产模型研究[D]. 重庆: 西南大学, 2014.
  - [11] ZHANG Y, YANG B, LIU X, et al. Estimation of rice grain yield from dual-polarization Radarsat-2 SAR data by integrating a rice canopy scattering model and a genetic algorithm[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2017, 57: 75-85.
  - [12] 孙 雯. 气候变暖对中国水稻生产的影响[D]. 南京: 南京农业大学, 2011.
  - [13] 张 峰. 川渝地区农业气象干旱风险区划与损失评估研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
  - [14] 柯跃进, 胡学玉, 易 卿, 等. 水稻秸秆生物炭对耕地土壤有机碳及其 CO<sub>2</sub> 释放的影响[J]. 环境科学, 2014, 35(1): 93-99.
  - [15] 陈印军, 易小燕, 方琳娜, 等. 中国耕地资源与粮食增产潜力分析[J]. 中国农业科学, 2016, 49(6): 1117-1131.
  - [16] VAN ITTERSUM M K, LEFFELAAR P A, VAN K H, et al. On approaches and applications of the Wageningen crop models[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3): 201-234.
  - [17] 姜群鸥. 基于 AEZ 模型的中国农业生产力的估算及其对耕地利用变化的响应[D]. 长沙: 中南大学, 2008.
  - [18] 于大江, 刘成忠, 徐文强. 基于农业生态区法(AEZ)模型的甘肃省玉米生产潜力分析[J]. 甘肃农业大学学报, 2012, 47(4): 73-77.
  - [19] VAN DIEPEN C A, WOLF J, VAN KEULEN H, et al. WOFOST: a simulation model of crop production[J]. Soil Use and Management, 1989, 5(1): 16-24.
  - [20] 许小路. 基于 WOFOST 模型的高温热害对江苏省水稻生长及产量的影响模拟[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2015.
  - [21] WANG E, ROBERTSON M J, HAMMER G L, et al. Development of a generic crop model template in the cropping system model APSIM[J]. European Journal of Agronomy, 2002, 18(1): 121-140.
  - [22] KEATING B A, CARBERRY P S, HAMMER G L, et al. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3): 267-288.
  - [23] YUAN W P, LIU S G, ZHOU G S, et al. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2007, 143(3): 189-207.
  - [24] GITELSON A A, PENG Y, ARKEBAUER T J, et al. Productivity, absorbed photosynthetically active radiation, and light use efficiency in crops: implications for remote sensing of crop primary production[J]. Journal of Plant Physiology, 2015, 177: 100-109.
  - [25] GITELSON A A, PENG Y, HUENNRICH K F. Relationship between fraction of radiation absorbed by photosynthesizing maize and soybean canopies and NDVI from remotely sensed data taken at close range and from MODIS 250 m resolution data[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 147(10): 108-120.
  - [26] JIN C, XIAO X, WAGLE P, et al. Effects of in-situ and reanalysis climate data on estimation of cropland gross primary production using the Vegetation Photosynthesis Model [J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2015, 213(25): 240-250.
  - [27] GAO F, MASEK J, SCHWALLER M, et al. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2006, 44(8): 2207-2218.
  - [28] ZHU X, CHEN J, GAO F, et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2610-2623.
  - [29] LI X, LING F, FOODY G M, et al. Generating a series of fine spatial and temporal resolution land cover maps by fusing coarse spatial resolution remotely sensed images and fine spatial resolution land cover maps[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 196: 293-311.
  - [30] EMEYANOVA I V, MCVICAR T R, VAN NIEL T G, et al. Assessing the accuracy of blending Landsat-MODIS surface reflectances in two landscapes with contrasting spatial and temporal dynamics: A framework for algorithm selection [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 133(12): 193-209.
  - [31] BAI L, CAI J, LIU Y, et al. Responses of field evapotranspiration to the changes of cropping pattern and groundwater depth in large irrigation district of Yellow River basin [J]. Agricultural Water Management, 2017, 188: 1-11.
  - [32] DONG T, LIU J, QIAN B, et al. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 49: 63-74.
  - [33] GÄRTNER P, FÖRSTER M, KLEINSCHMIT B. The benefit of synthetically generated RapidEye and Landsat 8 data fusion time series for riparian forest disturbance monitoring [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 177: 237-247.
  - [34] JARIHANI A, MCVICAR T, VAN NIEL T, et al. Blending

- landsat and MODIS data to generate multispectral indices; a Comparison of 'index-then-blend' and 'blend-then-index' approaches[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(10): 9213-9238.
- [35] 林怡辉,安建国. 增城年鉴[M]. 广州:广东旅游出版社, 2016.
- [36] 牛忠恩,闫慧敏,黄 玫,等. 基于 MODIS-OLI 遥感数据融合技术的农田生产力估算[J]. *自然资源学报*, 2016, 31(5): 875-885.
- [37] WANG H, JIA G, FU C, et al. Deriving maximal light use efficiency from coordinated flux measurements and satellite data for regional gross primary production modeling[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(10): 2248-2258.
- [38] WANG Z, XIAO X, YAN X. Modeling gross primary production of maize cropland and degraded grassland in northeastern China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2010, 150(9): 1160-1167.
- [39] YAN H M, FU Y L, XIAO X M, et al. Modeling gross primary productivity for winter wheat-maize double cropping system using MODIS time series and CO<sub>2</sub> eddy flux tower data.[J]. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2009, 129(4): 391-400.
- [40] ZHANG Y, YU Q, JIANG J, et al. Calibration of Terra/MODIS gross primary production over an irrigated cropland on the North China Plain and an alpine meadow on the Tibetan Plateau[J]. *Global Change Biology*, 2010, 14(4): 757-767.
- [41] YUAN W, LIU S, YU G, et al. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(7): 1416-1431.
- [42] MYNENI R B, WILLIAMS D L. On the relationship between FA-PAR and NDVI[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49(3): 200-211.
- [43] MISSON, MONSON R K, SCHMID H P, et al. Midday values of gross CO<sub>2</sub> flux and light use efficiency during satellite overpasses can be used to directly estimate eight-day mean flux[J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2005, 131(1): 1-12.
- [44] 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.
- [45] YUAN W, CHEN Y, XIA J, et al. Estimating crop yield using a satellite-based light use efficiency model [J]. *Ecological Indicators*, 2016, 60: 702-709.

(责任编辑:陈海霞)