

# 多源遥感数据耦合 CBA-Wheat 模型的冬小麦生物量估算研究

王士俊<sup>1</sup>, 刘苗<sup>1</sup>, 赵钰<sup>2</sup>, 柳昭宇<sup>3</sup>, 刘修宇<sup>1</sup>, 冯海宽<sup>2</sup>,  
隋学艳<sup>4</sup>, 李振海<sup>1,2</sup>

1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 青岛 266590;

2. 北京市农林科学院信息技术研究中心 农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097;

3. 中南大学 智能信息处理及系统研究所, 长沙 410083;

4. 山东省农业科学院 农业信息与经济研究所, 济南 250100

**摘要:** 生物量是反映作物生长状况的重要指标, 及时准确估计冬小麦地上生物量对于产量预测和田间管理决策具有重要意义。综合考虑遥感植被指数 VI (Vegetation Index) 与数字化生育期 ZS (Zadoks Stage) 创建的作物生物量模型 CBA-Wheat (Crop Biomass Algorithm for Wheat), 虽然适用于全生育时期的冬小麦生物量估算, 但是由于模型参数基于地面高光谱数据构建, 而卫星遥感数据在应用过程中, 需要使用更多的地面实测数据进行模型参数的调试, 因而限制了该模型的推广使用。因此, 本研究采用遗传优化算法 GA (Genetic Algorithm) 对 CBA-Wheat 模型进行全局优化确定模型最优参数, 利用高分辨率遥感影像提取 VI 与试验记录的 ZS 数据, 分别构建以不同 VI 为输入变量的冬小麦生物量反演模型, 并进行验证。结果表明: 增强型植被指数 EVI2 (Enhanced Vegetation Index2) 为输入变量建立的模型精度最高, 冬小麦生物量估算验证的决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (RMSE) 分别达到 0.92 t/hm<sup>2</sup> 和 1.37 t/hm<sup>2</sup>; 基于 CBA-Wheat 模型的生物量估算精度效果优于基于偏最小二乘回归方法的生物量估算精度 ( $R^2=0.85$ , RMSE=1.87 t/hm<sup>2</sup>)。综上, 本研究基于遗传算法优化的 CBA-Wheat 模型不仅具有较高的反演精度, 而且适用于冬小麦多个生育期反演, 在使用遥感卫星数据进行大面积生物量预测方面具有较好的应用潜力。

**关键词:** 冬小麦, 地上生物量, 遗传算法, CBA-Wheat, 多源数据, EVI2, Sentinel-2, 遥感

**中图分类号:** TP79/P2

**引用格式:** 王士俊, 刘苗, 赵钰, 柳昭宇, 刘修宇, 冯海宽, 隋学艳, 李振海. 2024. 多源遥感数据耦合 CBA-Wheat 模型的冬小麦生物量估算研究. 遥感学报, 28(12): 3123-3135

Wang S J, Liu M, Zhao Y, Liu Z Y, Liu X Y, Feng H K, Sui X Y and Li Z H. 2024. Estimating winter wheat biomass by coupling the CBA-Wheat model and multispectral remote sensing. National Remote Sensing Bulletin, 28(12): 3123-3135 [DOI: 10.11834/jrs.20243080]

## 1 引言

冬小麦是中国主要的粮食作物之一, 地上生物量是反映小麦生长状况的重要指标, 也是影响小麦产量和收益的重要因素之一 (Dhillon 等, 2020; 李卫国 等, 2007)。及时准确地估计冬小麦地上生物量对于产量预测和田间管理决策具有重要意义。传统获取小麦生物量的方法为人工采样,

费时费力且破坏性大, 无法在大区域尺度上进行推广 (郑阳 等, 2017)。遥感技术具有快速、动态无损等优点, 在短时间内可获取大范围区域的地表信息, 为及时进行大面积生物量估算提供了可能。随着 3S 技术的迅速发展, 通过遥感影像获取地表植被信息和相关参数, 建立相应模型估算研究区生物量已成为实时估算地表生物量的一种重要方法 (王渊博 等, 2016)。

收稿日期: 2023-03-22; 预印本: 2023-10-07

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42271396); 山东省重点研发计划 (编号: 2022LZGC021); 国家重点研发计划 (编号: 2021YFB3901303)

第一作者简介: 王士俊, 研究方向为农业定量遥感。E-mail: wangshijun@sdust.edu.cn

通信作者简介: 李振海, 研究方向为农业遥感。E-mail: lizh323@126.com

目前, 遥感估算作物生物量的研究主要分为3种: 基于波谱特征与统计算法的经验模型、基于遥感数据与作物生长模型同化的机理模型和基于光能利用率等机制的半机理模型 (Du 等, 2015; Kross 等, 2015)。经验模型多选择合适的植被指数和回归类型进行建模, 具有可操作性强和简易性等特点, 常用的植被指数有归一化植被指数 (NDVI, Rouse 等, 1974)、比值植被指数 (RVI, Pearson 和 Miller, 1972)、差值植被指数 (DVI, Richardson 和 Wiegand, 1977) 等。虽然这些植被指数是小麦生物量预测的有效指标, 但高作物覆盖度下的光谱饱和是生物量建模的一个显著问题 (Yue 等, 2019); 进一步开发的更复杂植被指数, 如 Four-band GnyLi-VI, 来避免预测小麦生物量时的饱和效应 (Gnyp 等, 2014)。另外, 一部分研究者根据选择的植被指数采用机器学习算法进行拟合。Yue 等 (2018) 利用 54 种植被指数和人工神经网络 (ANN)、决策树回归 (DT)、偏最小二乘回归 (PLSR)、支持向量机回归 (SVM) 等 8 种回归算法估算冬小麦生物量, 研究表明, PLSR 和 MLR 在精度和稳定性方面表现最好。刘杨等 (2021) 结合植被指数与株高信息使用 3 种回归算法估算作物生物量。但这种方法需要大量实测样本点数据, 且不具备作物生长发育过程的理论基础。作物生长模型充分考虑了自身遗传因素、环境因素和人为管理因素等对作物生长的影响, 但作物生长模型需要输入较多的参数, 使其应用受到一定的影响。Huang 等 (2022) 将处理后的 MODIS 叶面积指数产品同化到 WOFOST 模型中得出的生物量数据集与观测数据吻合良好。Yue (2021) 等提出了一种使用无人机 (UAV) 影像和 AquaCrop 模型在作物收获前估算作物生物量和产量的方法。Tewes 等 (2020) 将 Sentinel-2 衍生的叶面积指数 (LAI) 数据和 SoilGrids 局部土壤特征数据相结合, 依靠 SIKPLACE 建模框架实施 LINTUL5 模型来模拟冬小麦生物量变化。Jin 等 (2016) 使用粒子群算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 将田间光谱数据同化到 AquaCrop 模型中, 提高不同种植期和灌溉管理条件下冬小麦生物量与产量的估算精度。作物生长模型中的许多参数通过遥感反演得到, 这使得基于遥感的作物生长模型的农作物生物量估算成为可能, 但所需的众多参数依然在一定程度上限制了作物生长模型的区域应用。

基于光利用或作物生长规律构建的半机理模型, 模型简单实用, 而且模型重要的参数, 比如光合有效辐射吸收比例 (FPAR), 可以通过遥感数据处理获得。这类模型输入可以直接由遥感数据获得并且模型比较简单, 便于进行大尺度的生物量估算。Du 等 (2015) 使用 HJ CCD 和 MODIS 数据结合光能利用效率模型, 使用 MODIS 数据估算的生物量决定系数 ( $R^2$ ) 为 0.42, 使用 HJ CCD 数据估算生物量  $R^2$  为 0.51。Fang 等 (2021) 利用对植被叶绿素变化敏感的窄带红边信息改进了 CASA 模型进行冬小麦和玉米地上生物量估算。刘真真等 (2017) 基于 HJ-1A/B 数据采用 CASA 模型对研究区冬小麦生物量进行估算和精度验证, 冬小麦实测生物量与预测生物量相关性达到显著水平  $R^2$  为 0.81。另外, 基于作物生长规律拟合遥感植被指数构建的生物量模型, 对于后期避免遥感饱和性问题有较好的效果。Li 等 (2022) 发现每一个生育期的生物量遥感模型系数随着生育期具有很好的演化规律, 进而建立了全生育时期冬小麦生物量估算模型 CBA-Wheat (Crop Biomass Algorithm for Wheat), CBA-Wheat 模型很好地解释了冬小麦不同生育时期生物量与植被指数的普通最小二乘回归模型的系数值与 ZS 的关系。但是在模型的构建过程中, 以地面实验数据为主, 基于大量实测数据来构建该模型。现有的模型涉及到建模数据量问题很难在卫星尺度上进行应用推广, 使用过程中面临参数优化的问题。因此, 本研究拟以冬小麦为研究对象, 利用 Sentinel-2、Landsat 7 ETM+ 和 Landsat 8 OLI 遥感影像数据, 尝试采用遗传优化算法 GA (Genetic Algorithm) 完成 CBA-Wheat 模型 4 个参数的优化, 建立多源遥感数据驱动的 CBA-Wheat 模型, 以期利用遥感影像全生育时期估算冬小麦生物量提供理论依据与技术支持。

## 2 材料与方法

### 2.1 试验区概况

研究区为国家精准农业研究示范基地, 位于北京市昌平区东南部,  $40^{\circ}00'N-40^{\circ}21'N$ ,  $116^{\circ}34'E-117^{\circ}00'E$ , 海拔高度为 36 m。该区域地处温带季风区, 属暖温带大陆性季风气候。年平均日照时数 2684 h, 年平均气温  $11.8^{\circ}C$ , 年平均降水量 580 mm 左右。研究区位置及样本点分布详见图 1。研究区内冬小麦一般在 9 月末—10 月初进行播种, 次年

3月末到4月初返青,在6月中上旬完成收获。根据实际冬小麦分布分别在2015年选取27个样本点

和2019年选取41个样本点,在不同生育时期进行冬小麦取样获取实测数据。

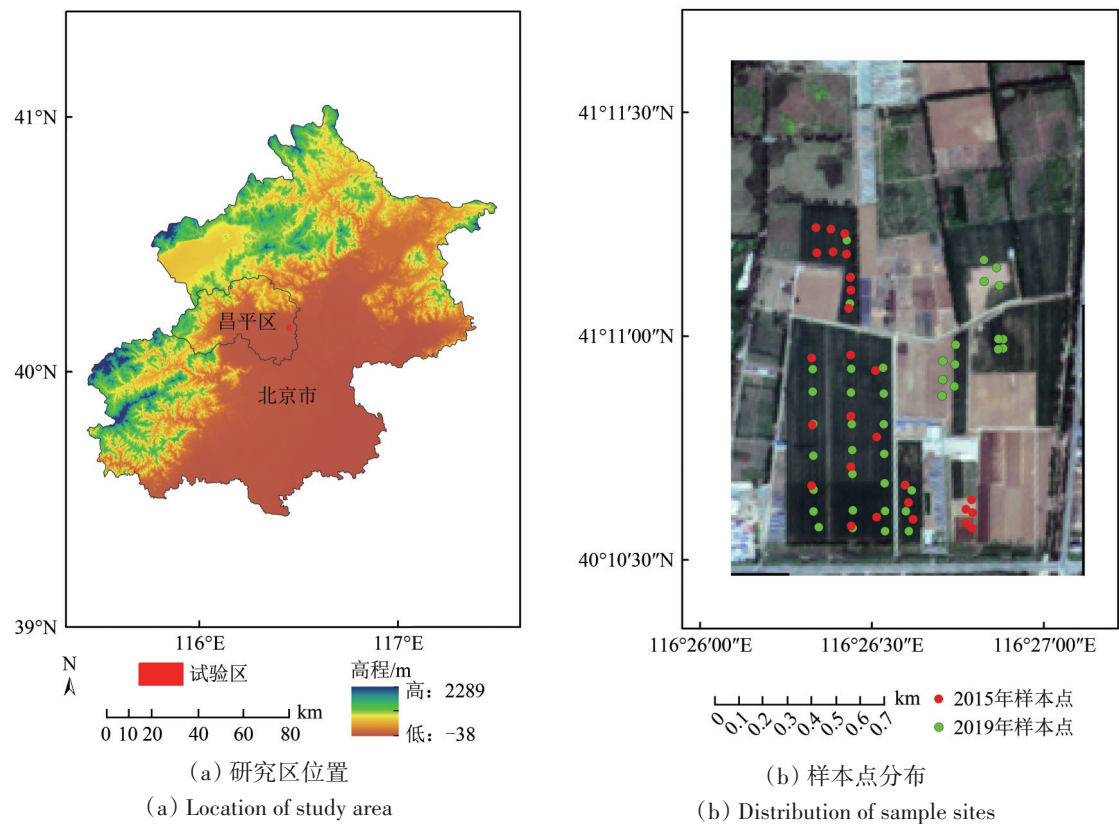


图1 研究区位置及样本点分布  
Fig. 1 Location of study area and distribution of sample sites

2.2 数据采集

2.2.1 冬小麦数字化生育时期

在每次关键期试验过程中,使用Zadoks等(1974)制定的国际通用禾本科作物生育时期数字编码ZS(Zadoks Stage)的形式来对小麦的生长发育阶段进行描述。ZS首先把小麦的整个生长阶段划分为10个大的生长阶段。在这种数字编码方式中,数字的第一位表示小麦关键生育时期,数字的第二位表示在小麦每个关键生育时期的生长阶段中进一步分解的小的生长阶段。冬小麦数字化主要生育时期(ZS)表示如图2所示。Zadoks在数字编码上的连续为其作为一种变量参与冬小麦生物量反演提供了可能性。ZS值是根据小麦个体的发育外观和具体ZS标准来确定的,本研究中2015年和2019年在小汤山国家精准农业示范基地进行的冬小麦大田实验,冬小麦的生育期ZS信息均由研究人员收集,最终确定的所有ZS数据信息是高质量、可靠的。

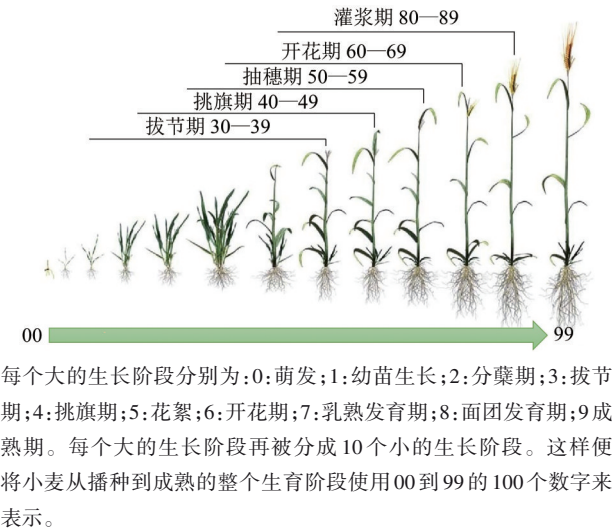


图2 冬小麦数字化主要生育时期(ZS)示意图  
Fig. 2 Schematic diagram of digital growth period (ZS) in winter wheat

2.2.2 冬小麦生物量实测数据

为获取研究区样本点冬小麦地上生物量实测数据,分别在冬小麦的拔节期、挑旗期、开花期



和灌浆期进行人工测量，冬小麦样本数据和影像信息见表1。具体过程如下：首先，调查田间冬小麦 1 m×6 行（行距 15 cm）固定样方的群体密度，由于区内冬小麦长势较为均一，取样在长势均匀的地方分散地 3 次取样共选取 6 行，选取具有代表性的 20 穗小麦，将获取的冬小麦样品分别放入纸袋中，并使用干燥箱 105 °C 杀青 30 min；然后，75 °C 恒温 48 h 后测定样本干重。根据所测得的样本重量和群体密度计算单位面积的冬小麦地上生物量。计算公式如下：

$$AGB_{measure} = m \times N / (20 \times A) \times 10 \tag{1}$$

式中，AGB<sub>measure</sub> 为实测冬小麦地上生物量，t/hm<sup>2</sup>；*m* 为冬小麦样本干重，g；*N* 为调查样方内的冬小麦总茎数；*A* 为调查样方面积，m<sup>2</sup>，本研究中为 0.9 m<sup>2</sup>。每个样点的经纬度信息通过 Trimble RTK 进行精确定位。

表 1 本研究中冬小麦样本数据和影像信息

Table 1 Sample sites data and images in this study

| 采样时间       | 生育期 | ZS | 影像获取时间    | 影像类型           | 样本<br>点数 |
|------------|-----|----|-----------|----------------|----------|
| 2015-04-15 | 拔节期 | 31 | 2015-4-16 | Landsat 8 OLI  | 27       |
| 2015-04-27 | 挑旗期 | 47 | 2015-5-02 | Landsat 8 OLI  | 27       |
| 2015-05-15 | 开花期 | 65 | 2015-5-18 | Landsat 8 OLI  | 27       |
| 2015-05-26 | 灌浆期 | 75 | 2015-5-26 | Landsat 7 ETM+ | 27       |
| 2019-04-17 | 拔节期 | 35 | 2019-4-15 | Sentinel-2A    | 41       |
| 2019-04-28 | 挑旗期 | 47 | 2019-4-25 | Sentinel-2A    | 41       |
| 2019-05-15 | 开花期 | 67 | 2019-5-13 | Sentinel-2A    | 41       |
| 2019-06-04 | 灌浆期 | 83 | 2019-6-02 | Sentinel-2B    | 41       |

2.2.3 遥感影像数据

本研究使用的 Landsat 7 ETM+ 和 Landsat 8 OLI 遥感影像从地理空间数据云 ([https://www.gscloud.cn/home\[2023-03-22\]](https://www.gscloud.cn/home[2023-03-22])) 下载，使用 ENVI5.3 (Exelis Visual Information Solutions 公司，加利福尼亚州，美国) 进行辐射定标与大气校正 (邓书斌, 2010)。Sentinel 影像从欧洲航天局官方网站 ([https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home\[2023-03-22\]](https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home[2023-03-22])) 下载的 L1C 产品，L1C 级产品已经经过几何校正与正射校正处理，需使用 Sen2cor 软件进行大气校正。下载影像时遵循靠近实地采样时间原则，同时对研究区云量进行筛选下载。影像包括了 2015 年和 2019 年研究区冬小麦的拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期，根据样本点采样时间，共获取研究区 4 景

Sentinel-2A/2B 影像与 4 景 Landsat 影像用于研究区植被指数提取，其中，2015 年灌浆期较为合适的影像以 Landsat 7 ETM+ 过境日期与采样日期较为吻合，并且影像中条带现象没有影响到研究区区域，无需对影像中条带进行处理，具体影像信息见表 2。Landsat 7 ETM+、Landsat 8 OLI 和 Sentinel-2 影像的波段反射率由于光谱范围与光谱响应函数不同而存在系统性的偏差，需要使用转换方程对红光波段和近红外波段进行系统性纠正，以提高数据之间的一致性，将 Sentinel-2 影像作为标准，以回归方程形式纠正与 Landsat 8 OLI 和 Landsat 7 ETM+ 之间的偏差，具体修正方程参考表 2 (Chastain 等, 2019)。

表 2 遥感影像偏差纠正方程  
Table 2 Equation for correcting deviations between images

| 影像类型           | 波段    | 斜率     | 截距      |
|----------------|-------|--------|---------|
| Landsat 8 OLI  | Red   | 1.0524 | -0.0015 |
| Landsat 8 OLI  | NIR-8 | 0.8954 | 0.0033  |
| Landsat 7 ETM+ | Red   | 1.0568 | -0.0024 |
| Landsat 7 ETM+ | NIR-8 | 1.0045 | -0.0076 |

2.3 研究方法

2.3.1 植被指数

根据冬小麦的冠层光谱特征以及前人已有研究成果选取增强植被指数 (EVI2)、差值植被指数 (DVI)、比值植被指数 (RVI)、修正红边比值指数 (MSR) 用于冬小麦生物量反演。植被指数具体计算公式见表 3。

使用 ENVI5.3 软件中的 Band Math 工具对 8 景完成预处理后的研究区影像进行波段运算，计算 4 种植被指数，分别为 EVI2、DVI、RVI 和 MSR。计算生成各个植被指数影像，将 2015 年和 2019 年研究区实测样本点导入 ArcMap 中，提取出相应的植被指数值，将其作为 CBA-Wheat 模型估算冬小麦地上生物量的一个自变量参与模型构建。

2.3.2 CBA-Wheat 模型

作物生物量模型 CBA-Wheat (Crop Biomass Algorithm for Wheat) 由 Li 等 (2022) 2022 年提出，是一个适合全生育时期的冬小麦生物量遥感估算模型，可以较好地解决大多数生物量预测模型仅能在冬小麦单一生育时期或邻近的几个生育时期

适用的问题。CBA-Wheat 模型在每个生育时期的 VI 和 AGB 线性模型的规律基础上发现的分层预测模型, 模型第一层为 AGB 和 VI 的线性模型, 基于各个生育时期构建不同植被指数的 AGB 线性回归

模型。公式如下:

$$AGB_{\text{predict}} = k_1 \times VI + k_2 \quad (2)$$

式中,  $k_1$  和  $k_2$  代表 AGB 模型的斜率和截距; VI 代表植被指数。

表 3 本研究选用的植被指数及计算公式

Table 3 The vegetation index and calculation formula used in this study

| 植被指数         | 计算公式                                                                                              | 参考文献                       |
|--------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------|
| 增强型植被指数 EVI2 | $2.5 \times (R_{\text{nir}} - R_{\text{red}}) / (R_{\text{nir}} + 2.4 \times R_{\text{red}} + 1)$ | Jiang 等, 2008              |
| 差值植被指数 DVI   | $R_{\text{nir}} - R_{\text{red}}$                                                                 | Richardson 和 Wiegand, 1977 |
| 比值植被指数 RVI   | $R_{\text{nir}} / R_{\text{red}}$                                                                 | Pearson 和 Miller, 1972     |
| 修正红边比值指数 MSR | $(R_{\text{nir}} / R_{\text{red}} - 1) / \text{sqrt}(R_{\text{nir}} / R_{\text{red}} + 1)$        | Chen 等, 1996               |

注:  $R_{\text{nir}}$  和  $R_{\text{red}}$  分别表示近红外和红波段的反射率。

在此基础上, 发现每一期的 AGB 模型系数与 ZS 具有很好的演化规律。其中, 第一层模型的斜率 ( $k_1$ ) 与 ZS 为指数规律, 截距 ( $k_2$ ) 与 ZS 为线性规律。具体公式如下:

$$k_1 = a_1 e^{a_2 ZS} \quad (3)$$

$$k_2 = b_1 ZS - b_2 \quad (4)$$

式中, ZS 为冬小麦对应的数字化生育时期;  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $b_1$ 、 $b_2$  为 CBA-Wheat 模型的 4 个参数。以此构建了以 ZS 与 VI 为输入的适用于全生育时期的 AGB 预测模型。

### 2.3.3 遗传算法参数优化

由于 CBA-Wheat 模型的构建以窄波段地面高光谱建立, 通过多年多点的地面实测数据进行拟合得到, 卫星影像的模型构建中受限于地面真实点数量, 尝试以 CBA-Wheat 模型框架为依据, 根据 2015 年和 2019 年获取的卫星数据与地面观测数据, 通过的参数优化方法实现 CBA-Wheat 模型参数的优化。本研究中选择遗传算法 GA (Genetic Algorithm) 作为 CBA-Wheat 模型参数的优化算法, GA 是以自然选择和遗传理论为基础, 将生物进化过程中适者生存规则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合的高效全局寻优搜索算法。GA 摒弃了传统的搜索方法, 模拟自然界生物进化过程, 采用人工进化的方式对目标空间进行随机优化搜索 (冯智莉 等, 2018)。用遗传算法进行函数优化属于遗传算法的经典应用领域, 对于一些非线性、多模型、多目标的函数优化问题, 可以使用遗传算法从而得到较为有效的优化效果。本研究中构建的 CBA-Wheat 模型参数的参数优化步骤详见图 3。具体步骤如下:

(1) 染色体编码与解码: 将 CBA-Wheat 模型中 4 个待优化的参数值 ( $a_1$ 、 $a_2$ 、 $b_1$ 、 $b_2$ ) 使用固定长度的二进制编码来代表群体中的个体, 初始群体中各个个体使用均匀分布的随机数来生成, 模型在使用遗传算法进行参数优化时, 初始参数值范围的设置非常关键, 初始范围选取的不同会对遗传算法性能产生一定的影响, 进而影响到整个算法的收敛性, 参数的初始范围根据前人研究的 CBA-Wheat 参数上下浮动 30% 来确定 (表 4) (Li 等, 2019, 2022)。

(2) 个体适应度监测评估: 使用适应度函数对个体进行适应度评价, 本研究参数优化中以实测值与预测值的均方根误差来评估个体的适应度, 适应度函数如式 (5), 遗传算法按与个体适应度成正比的比例来决定当前群体中各个个体遗传到下一代群体中的机会多少。根据个体适应度计算是否进行迭代以及决定当前群体中各个个体遗传到下一代。

$$J = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (AGB_{ga_i} - AGB_i)^2}{n}} \quad (5)$$

式中,  $J$  为个体适应度;  $n$  为训练样本个数,  $AGB_{ga_i}$  为样本点生物量估算值;  $AGB_i$  为样本点生物量实测值。

(3) 遗传运算: 对群体中的个体二进制编码进行复制、交叉和遗传操作, 3 种操作概率根据个体适应度的大小来确定。

(4) 当相邻代适应度无明显变化 ( $<0.001$ ) 或达到迭代次数后 (本研究迭代次数为 500 次), 结束迭代操作, 对个体进行解码, 得到优化后的模型参数值。

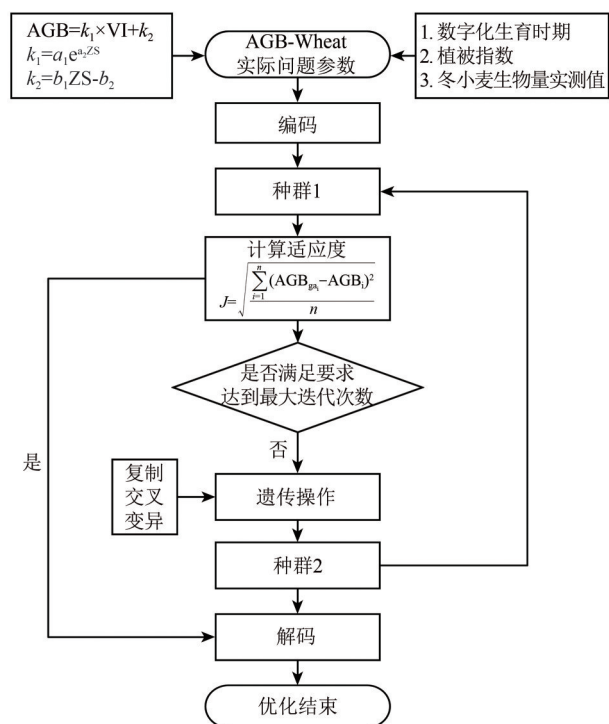


图3 基于遗传算法的CBA-Wheat模型参数优化流程图

Fig. 3 Flow chart of CBA-Wheat model parameters optimizing based on genetic algorithm

### 2.3.4 偏最小二乘回归算法

为了评估 CBA-Wheat 模型在生物量估算的精度及稳定性, 本研究使用偏最小二乘回归算法 PLSR (Partial Least Squares Regression) (Wold 等, 2001) 构建的生物量估算模型进行模型的对比。

PLSR 是一种多元统计数据分析方法, 具有主成分分析、典型相关分析和多元回归分析 3 种分析方法的优点, 特别当各变量内部高度线性相关时, 使用偏最小二乘回归更有效。本研究中, 构建了两种冬小麦生物量的 PLSR 模型: 基于 4 个植被指数为自变量的生物量估算模型 (PLSR<sub>VIS</sub>) 和基于 4 个植被指数与 ZS 为自变量的生物量估算模型 (PLSR<sub>VIS+ZS</sub>)。

### 2.4 模型精度评价

为了对建模效果进行评价并进行精度验证, 随机选取三分之二 (182 个) 样本点进行建模, 用剩余的三分之一 (90 个) 样本点进行精度评定。本研究采用决定系数  $R^2$  (coefficient of determination) 和均方根误差 RMSE (Root Mean Squared Error) 作为估算模型与验证模型的精度评价标准。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})^2}{n \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (6)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{n}} \quad (7)$$

式中,  $n$  为样本数量;  $X_i$  为实测值;  $\bar{X}$  为实测均值;  $Y_i$  为预测值;  $\bar{Y}$  预测均值。一般来说  $R^2$  越高, RMSE 越低, 建立的模型精度越高; 反之, 模型精度越低。

表4 CBA-Wheat模型参数初始范围及参数优化值

Table 4 Initial parameters range and value after optimization

| 植被指数 | 参数 $a_1$  |       | 参数 $a_2$  |       | 参数 $b_1$  |       | 参数 $b_2$  |       |
|------|-----------|-------|-----------|-------|-----------|-------|-----------|-------|
|      | 初始范围      | 参数优化值 | 初始范围      | 参数优化值 | 初始范围      | 参数优化值 | 初始范围      | 参数优化值 |
| EVI2 | 0.88—1.64 | 0.881 | 0.02—0.05 | 0.044 | 0.01—0.03 | 0.028 | 0.34—0.64 | 0.571 |
| DVI  | 1.28—2.39 | 1.300 | 0.02—0.05 | 0.046 | 0.01—0.03 | 0.027 | 0.16—0.30 | 0.299 |
| RVI  | 0.01—0.02 | 0.012 | 0.03—0.06 | 0.060 | 0.06—0.11 | 0.109 | 0.75—1.40 | 1.398 |
| MSR  | 0.11—0.21 | 0.113 | 0.02—0.05 | 0.048 | 0.05—0.09 | 0.089 | 0.84—1.56 | 1.559 |

## 3 结果与分析

### 3.1 不同生育时期植被指数变化

使用遥感影像计算得到研究区各生育期植被指数见图 4。由图 4 可见: 拔节期到挑旗期, 地上生物量逐渐增大, EVI2、DVI、RVI 和 MSR 均随着生育期逐渐增大, 植被指数最大值也随之出现, 该生育阶段生物量增长变化与植被指数增长变化呈

正相关。挑旗期至开花期, 地上部生物量继续增大, 4 个植被指数均保持不变, 甚至略低于挑旗期; 灌浆期生物量继续增大, 主要来自冬小麦籽粒重量的增加, 与冬小麦其他生育时期对比, 植被指数呈下降趋势, 该生育阶段生物量增长变化与植被指数增长变化呈负相关。因此, 根据生物量的变化与植被指数的变化来看, 仅仅通过植被指数实现全生育时期的生物量反演具有一定的局限性。

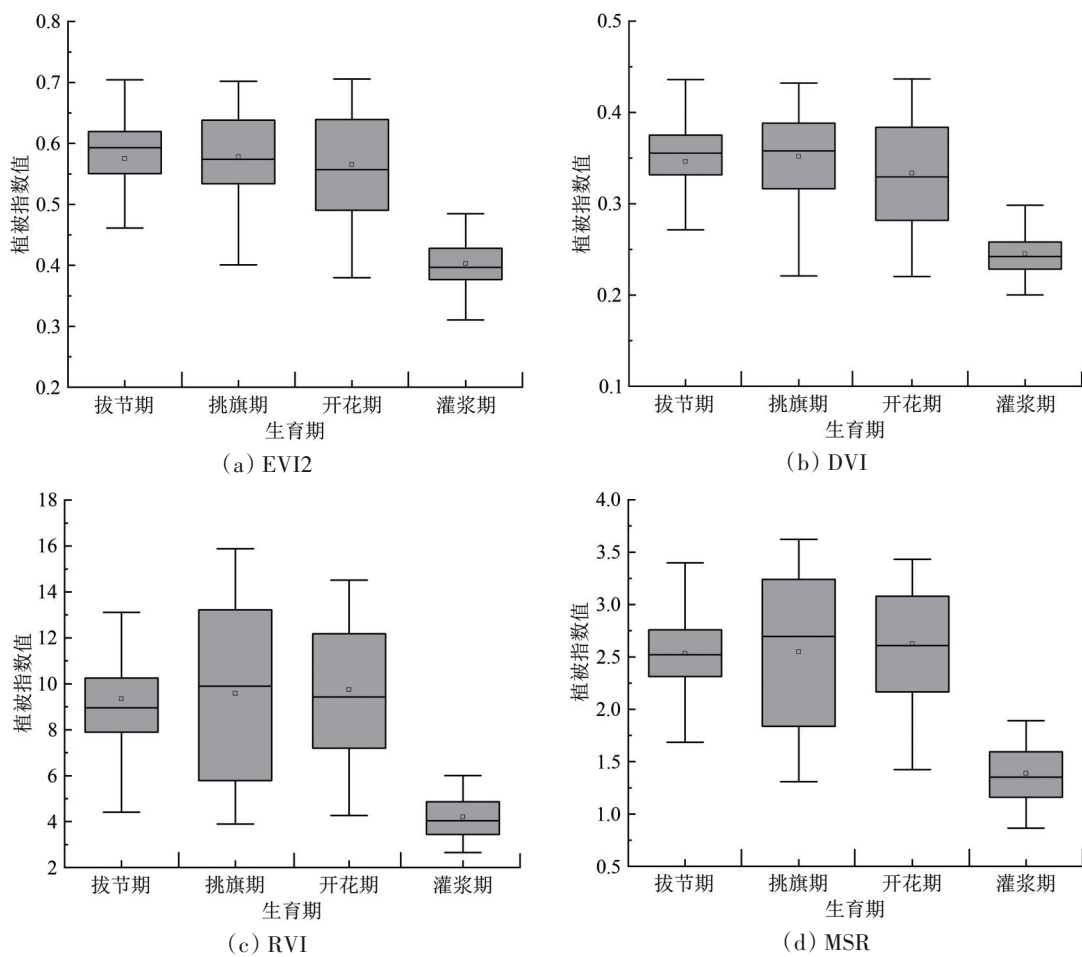


图4 不同生育时期冬小麦植被指数变化

Fig. 4 Vegetation index of winter wheat at different growth stages

### 3.2 基于CBA-Wheat模型的冬小麦生物量估算及验证

根据遗传算法对CBA-Wheat模型参数进行优化后,得到了分别以EVI2、DVI、RVI和MSR这4种植被指数作为模型输入变量时的CBA-Wheat模型。由图5可见,总体上这4种CBA-Wheat模型在建模数据集中均具有良好的精度,模拟冬小麦生物量与实测生物量具有较好的一致性, $R^2$ 均在0.8以上。以EVI2作为输入变量的CBA-Wheat模型(CBA-Wheat<sub>EVI2</sub>)  $R^2$ 和RMSE分别为0.88 t/hm<sup>2</sup>和1.69 t/hm<sup>2</sup>,以DVI作为输入变量的CBA-Wheat模型(CBA-Wheat<sub>DVI</sub>)  $R^2$ 和RMSE分别为0.89 t/hm<sup>2</sup>和1.63 t/hm<sup>2</sup>,两种模型在建模集数据中表现较好,均可以较好地模拟冬小麦生物量。验证结果表明CBA-Wheat<sub>EVI2</sub>估算的冬小麦生物量验证精度最好( $R^2=0.92$ , RMSE=1.37 t/hm<sup>2</sup>),在冬小麦各个生育时期具有良好生物量估算效果,且相对其他模型,在

高生物量情况时,估算效果更佳,没有明显的低估现象。能够为冬小麦地上生物量提供精确地评估和研究。

### 3.3 冬小麦生物量估算模型对比及评价

选择基于PLSR的生物量估算(图6)用于比较CBA-Wheat模型的精度。本研究以多个植被指数作为输入变量的PLSR<sub>VIS</sub>模型,没有考虑冬小麦生物量与植被指数的关系受到生育阶段的影响,验证模型 $R^2$ 为0.12, RMSE为4.62 t/hm<sup>2</sup>。从模型的精度与误差来看,仅仅考虑植被指数构建的PLSR模型在全生育时期建模方面存在较大偏差。因此,进一步考虑将植被指数与ZS作为变量的PLSR<sub>VIS+ZS</sub>模型,生物量估算精度得到明显提升( $R^2=0.85$ , RMSE=1.87 t/hm<sup>2</sup>),但是预测结果存在明显的生育期差异性。预测结果因受到生育期影响具有较明显的分层现象,从生物量预测值与实测值对比来看,一致性较差。(图6(b))。



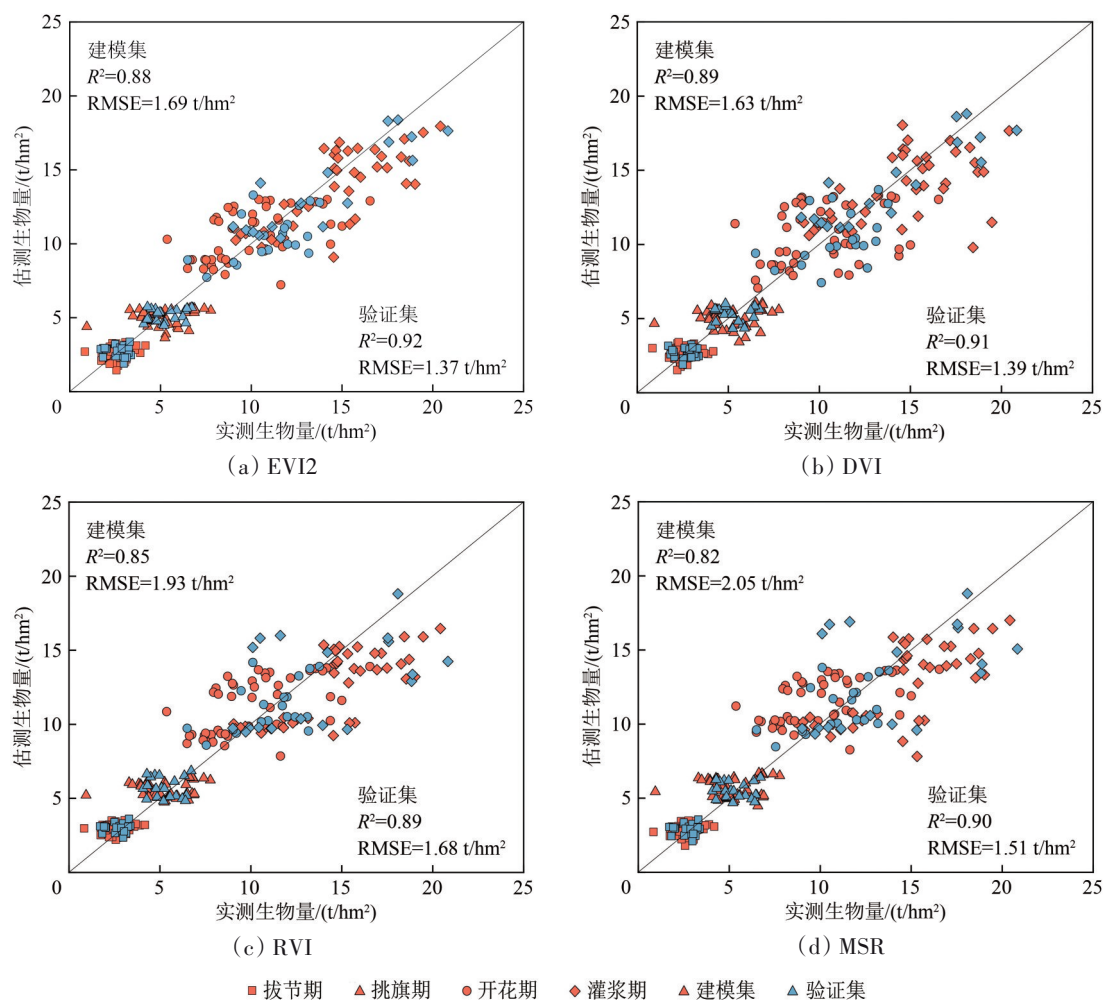


图5 实测生物量与估测生物量的相关性

Fig. 5 Correlation between measured biomass and estimated biomass

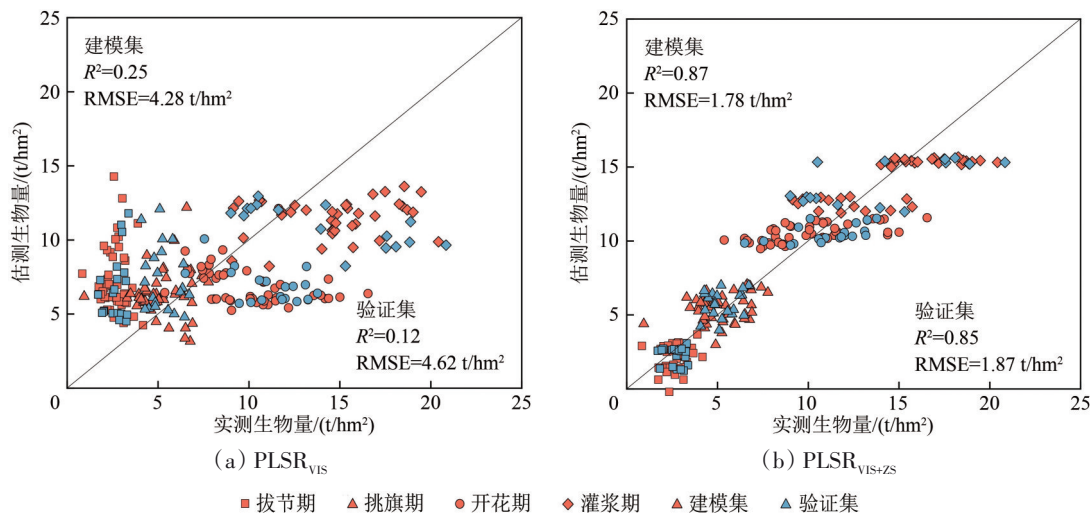


图6 不同PLSR方法构建的冬小麦生物量预测模型验证结果

Fig. 6 Validation results of winter wheat biomass prediction models constructed by different PLSR methods



通过对比 CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 与 PLSR 模型发现 CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 验证精度 ( $R^2=0.92$ ,  $RMSE=1.37\text{ t/hm}^2$ ) 明显优于 PLSR<sub>VIS+ZS</sub> 和 PLSR<sub>VIS</sub> 两种模型。不同生育时期生物量预测相对偏差分析结果见表 5。可见: PLSR<sub>VIS</sub> 在拔节期、挑旗期、开花期相对偏差均超过 30%, 在拔节期相对偏差最大。PLSR<sub>VIS+ZS</sub> 相比 PLSR<sub>VIS</sub> 在 4 个生育时期的估算偏差均有明显下降, 在挑旗期、开花期、灌浆期相对偏差<10%。

CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 在拔节期、挑旗期、灌浆期相对偏差小于 PLSR<sub>VIS+ZS</sub>, 且在 4 个生育时期相对偏差均<5%。总体而言, CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 具有相对较好的估算精度。此外, PLSR<sub>VIS+ZS</sub> 估算结果出现分层现象, 不符合冬小麦生物量自然生长规律。通过上述结果对比, 进一步验证了 CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 模型在生物量估算中的潜力。

表 5 冬小麦生物量不同估算模型对比  
Table 5 Comparison of different estimation models of winter wheat biomass

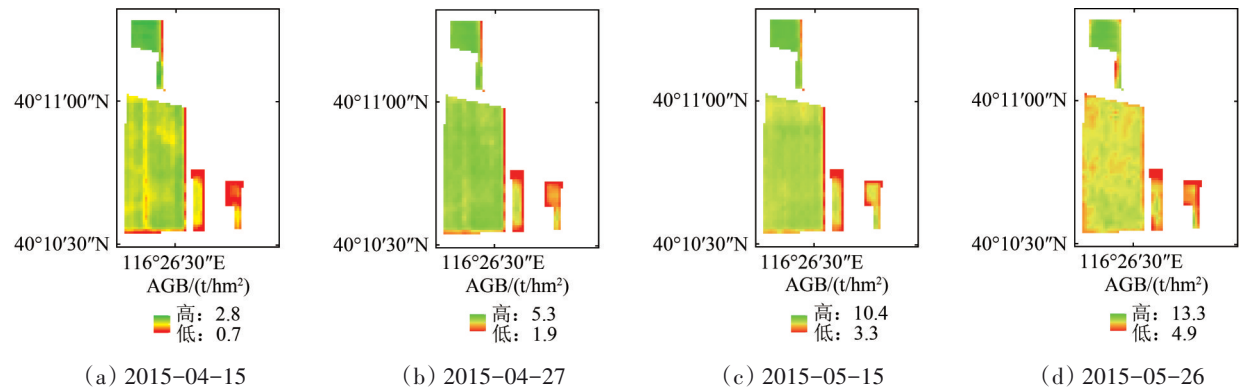
| 模型                        | 建模精度  |                          | 验证精度  |                          | 不同生育时期生物量预测相对偏差 |       |       |        |
|---------------------------|-------|--------------------------|-------|--------------------------|-----------------|-------|-------|--------|
|                           | $R^2$ | RMSE/( $\text{t/hm}^2$ ) | $R^2$ | RMSE/( $\text{t/hm}^2$ ) | 拔节期/%           | 挑旗期/% | 开花期/% | 灌浆期/%  |
| CBA-Wheat <sub>EVI2</sub> | 0.88  | 1.69                     | 0.92  | 1.37                     | 1.26            | -2.04 | -4.78 | -2.19  |
| PLSR <sub>VIS</sub>       | 0.25  | 4.28                     | 0.12  | 4.62                     | 152.39          | 40.99 | -37.5 | -22.11 |
| PLSR <sub>VIS+ZS</sub>    | 0.87  | 1.78                     | 0.85  | 1.87                     | -16.53          | 9.48  | -5.27 | -1.08  |

注: 相对偏差=(预测平均值-实测平均值)/实测平均值, 预测值和实测值分别为验证集数据。

3.4 生物量遥感制图及分析

通过上述建模结果对比与评价, CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 模型具有最佳的生物量估算精度, 基于 CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> 制图得到研究区冬小麦 2015 年和 2019 年拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期生物量反演结果, 详见图 7。统计得到冬小麦不同时期 AGB 详见图 8。可见: 在 4 个生育时期中, 冬小麦生物量整体上呈逐渐增大趋势, 拔节期, 冬小麦生物量处于 1.7—3.5  $\text{t/hm}^2$  以内的像元居多, 平均冬小麦生物量为 2.6  $\text{t/hm}^2$ ; 进入挑旗期, 全田小麦进入生长

旺盛期, 此期间 90% 以上区域冬小麦生物量都在 2.0—7.0  $\text{t/hm}^2$ ; 开花期 90% 以上区域冬小麦生物量都在 7.0—15.0  $\text{t/hm}^2$ , 其中处于 7.0—11.0  $\text{t/hm}^2$  的冬小麦像元占研究区冬小麦像元总数的 52.9%, 处于 11.0—15.0  $\text{t/hm}^2$  的冬小麦像元占研究区总小麦像元的 37.3%。灌浆期营养物质迅速运往籽粒并累积起来, 子粒开始沉积淀粉、胚乳呈炼乳状, 平均冬小麦生物量为 15.2  $\text{t/hm}^2$ , 与拔节期相比增加了近 5 倍, 这与小麦不同生育时期的生理状态是一致的。



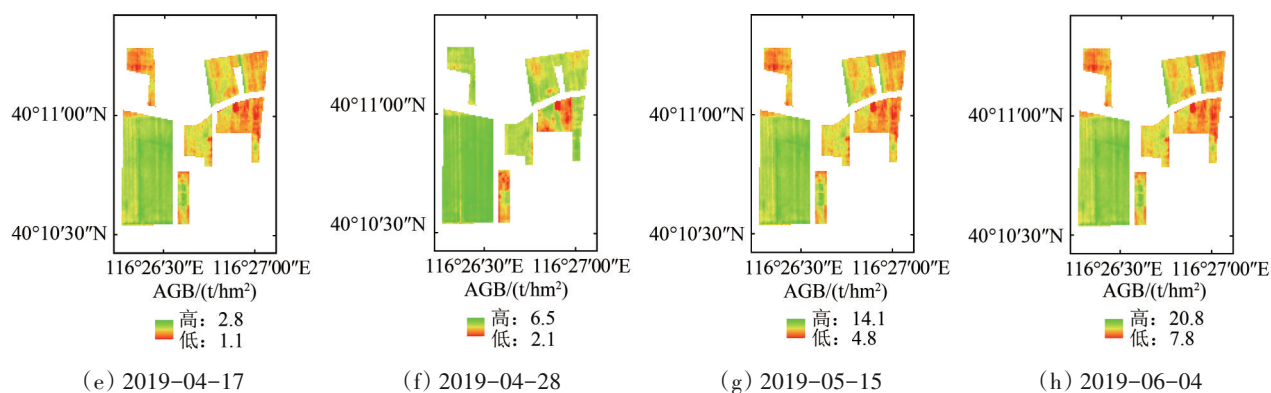


图7 不同生育期冬小麦生物量的空间分布

Fig. 7 Spatial distribution of winter biomass in different growth stages

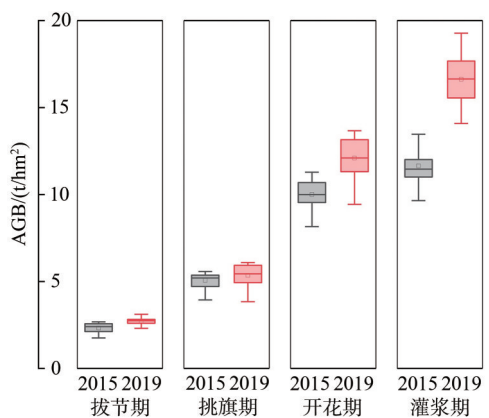


图8 不同生育期的冬小麦 AGB 统计结果

Fig. 8 AGB statistical in different growth stages

## 4 讨论

本研究以 CBA-Wheat 模型为基础, 通过使用多源遥感数据将模型应用于区域尺度。CBA-Wheat 模型采用分层线性模型的形式来构建, 模型解释了不同生育时期的生物量估算线性模型中斜率和截距随生育时期的变化规律 (Li 等, 2022)。由于使用卫星影像数据时样本点的限制, 难以采用分层线性方式逐步构建模型。基于地面已有 CBA-Wheat 模型结构, 使用优化算法, 通过对 CBA-Wheat 模型的 4 个参数进行优化调参, 为构建卫星尺度的全生育时期冬小麦生物量反演模型提供了可能。本研究使用遗传算法对 CBA-Wheat 的 4 个参数进行全局优化。参数优化后得到的模型在冬小麦生物量估算中表现出良好性能。优化算法本研究仅仅采用遗传算法, 后续其他的启发式优化算法如模拟退火算法 SA (Simulated Annealing) 和 PSO 算法等也可以进一步分析应用 (魏德宾 等, 2019; 伍洲 等, 2023)。

本研究以 EVI2 作为变量的 CBA-Wheat 模型经过遗传算法进行参数优化后精度最高, 验证精度  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.92 和 1.37 t/hm<sup>2</sup>, 这与 Li 等 (2022) 的研究结果是一致的。EVI 来自于土壤调整植被指数 (SAVI) 和大气阻抗植被指数 (ARVI), 对高生物量区域的敏感性提高, 并且通过对植被冠层背景信号的去耦合和大气效应的减少改进了植被检测能力。EVI2 的构建通过提出线性调节因子并结合 SAVI 中土壤调节的概念得到线性植被指数 (LVI)。参数值经过优化使得 EVI 和 EVI2 之间的平均绝对差最小 (Jiang 等, 2008)。EVI2 相比 SAVI 等其他植被指数不仅在高生物量情况下具有更好的灵敏度和线性度, 而且还像 EVI 一样最大限度地减少土壤的影响。

基于机器学习的生物量估算是当前应用最广泛的方法 (Yue 等, 2018), 但研究局限在单一生育时期或邻近生育时期, 模型无法应用于全生育时期。本研究表明, 在没有考虑不同生育时期对冬小麦生物量估算的影响时, 估算结果与真实值有明显差异 (Li 等, 2022; Zhao 等, 2022)。生物量估算出现明显饱和现象, 随着生育时期的推后出现严重低估问题 (图 6)。当考虑物候因素影响, 在机器学习加入 ZS 变量, 反演精度具有明显提升, 但是结果出现了明显的分层现象。PLSR<sub>vis+zs</sub> 中 ZS 变量的变量投影重要性分析值 VIP (Variable Important For projection) 为 1.44。VI 变量的 VIP 值相对较小, 均在 0.8 左右, 表明在 PLSR 构建的估产模型中 ZS 变量对因变量影响最大。通过研究模型在不同农学性状估测模型中的贡献发现 ZS 变量在生物量估测模型中的贡献占比为 80% 以上, 而植被指数变量的贡献占比仅为 15% 左右。

(Zhao等, 2022)。这些均说明了在生物量估算模型中加入ZS变量的合理性,但PLSR将ZS与VI同时作为输入变量,并没有考虑到两种变量的实际关系规律,而CBA-Wheat模型是通过VI和冬小麦生物量的变化规律中进一步提炼出来的,具有一定的机理性,很好的包含了ZS与VI之间的交互关系,而这一点机器学习算法是不具有的。

CBA-Wheat模型的输入变量中,VI可以通过多源遥感数据较为容易的获得,而用来表示冬小麦物候信息的ZS通常使用观测站实地观测和人工记录,不适用大面积应用。当这些数据不可用时,模型的推广使用便受到了限制,因此,在后期使用过程中可以考虑基于温度和时间指数,如积温来对ZS参数进行替代。已有研究中使用年积日DOY (Day of the Year)、有效积温GDD (Growing Degree Day)和相对有效积温RGS (Relative Growing Degree Days) 3种方法对ZS进行替代,结果表明使用3种替代方法进行生物量预测均表现出良好的性能(Li等, 2022)。因此,在区域尺度的模型使用中,ZS可以通过以上指标或者直接采用遥感物候产品等来代替。以遥感时间序列影像中提取的物候信息可以较为准确的识别出冬小麦的返青期抽穗期和灌浆期等关键生育时期,如Zhao等(2021)基于时间权重的动态规划算法和MODIS时间序列数据确定河北省冬小麦关键物候期。这些遥感反演物候期的方法可以为下一步使用遥感数据来代替ZS提供帮助。未来工作中,可以探索利用CBA-Wheat模型估算的冬小麦各生育时期生物量结果,通过冬小麦生物量贡献率曲线和收获指数构建估产模型,将生物量结果转换为最终产量信息,以实现多生育时期冬小麦产量估算。

## 5 结 论

本研究基于遗传算法和多源遥感数据,完成CBA-Wheat模型4个参数优化,实现研究区多个生育时期冬小麦生物量反演。主要结论如下:

(1) 本研究使用遗传算法对CBA-Wheat模型进行优化后,4个参数适用于多源数据驱动CBA-Wheat模型的冬小麦生物量反演,反演效果较好。使用EVI2作为变量的CBA-Wheat模型经过遗传算法进行参数优化后精度最高,验证精度 $R^2$ 和RMSE分别为0.92和1.37 t/hm<sup>2</sup>;

(2) CBA-Wheat模型生物量估算精度高于

PLSR回归建模结果,且当模型中加入ZS变量时,估算结果出现明显的分层现象。CBA-Wheat模型在后续的冬小麦生物量预测中具有很好的应用潜力,也为其他作物的生物量预测提供了很好的方法借鉴。

## 参考文献(References)

- Chastain R, Housman I, Goldstein J, Finco M and Tenneson K. 2019. Empirical cross sensor comparison of Sentinel-2A and 2B MSI, Landsat-8 OLI, and Landsat-7 ETM + top of atmosphere spectral characteristics over the conterminous United States. *Remote Sensing of Environment*, 221: 274-285 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.012]
- Chen J M. 2022. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 22: 229-242 [DOI:10.1080/07038992.1996.10855178]
- Deng S B. 2010. ENVI remote sensing image processing method. Beijing: Science Press (邓书斌. 2010. ENVI遥感图像处理方法. 北京: 科学出版社)
- Dhillon M S, Dahms T, Kuebert-Flock C, Borg E, Conrad C and Ullmann T. 2020. Modelling crop biomass from synthetic remote sensing time series: example for the DEMMIN test site, Germany. *Remote Sensing*, 12(11): 1819 [DOI: 10.3390/rs12111819]
- Du X, Li Q Z, Dong T F and Jia K. 2015. Winter wheat biomass estimation using high temporal and spatial resolution satellite data combined with a light use efficiency model. *Geocarto International*, 30(3): 258-269 [DOI: 10.1080/10106049.2014.937467]
- Fang P, Yan N N, Wei P P, Zhao Y F and Zhang X W. 2021. Above-ground biomass mapping of crops supported by improved CASA Model and sentinel-2 multispectral imagery. *Remote Sensing*, 13(14): 2755 [DOI: 10.3390/rs13142755]
- Feng Z L, Yi G H, Li P S, Li H Y and Dai Y. 2018. Review of parallel genetic algorithm. *Computer Applications and Software*, 35(11): 1-7, 80 (冯智莉, 易国洪, 李普山, 黎慧源, 代瑜. 2018. 并行化遗传算法研究综述. *计算机应用与软件*, 35(11): 1-7, 80)
- Gnyp M L, Bareth G, Li F, Lenz-Wiedemann V I S, Koppe W, Miao Y X, Hennig S D, Jia L L, Laudien R, Chen X P and Zhang F S. 2014. Development and implementation of a multiscale biomass model using hyperspectral vegetation indices for winter wheat in the North China Plain. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 33: 232-242 [DOI: 10.1016/j.jag.2014.05.006]
- Huang H, Huang J X, Li X C, Zhuo W, Wu Y T, Niu Q D, Su W and Yuan W P. 2022. A dataset of winter wheat aboveground biomass in China during 2007-2015 based on data assimilation. *Scientific Data*, 9(1): 200 [DOI: 10.1038/s41597-022-01305-6]
- Jiang Z Y, Huete A R, Didan K and Miura T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112(10): 3833-3845 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.006]
- Jin X L, Kumar L, Li Z H, Xu X G, Yang G J and Wang J H. 2016.



- Estimation of winter wheat biomass and yield by combining the AquaCrop model and field hyperspectral data. *Remote Sensing*, 8(12): 972 [DOI: 10.3390/rs8120972]
- Kross A, McNairn H, Lapen D, Sunohara M and Champagne C. 2015. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34: 235-248 [DOI: 10.1016/j.jag.2014.08.002]
- Li W G, Zhao C J, Wang J H and Liu L Y. 2007. Research situation and prospects of wheat condition monitoring based on growth model and remote sensing. *Remote sensing for Natural Resources*, 19(2): 6-9 (李卫国, 赵春江, 王纪华, 刘良云. 2007. 遥感和生长模型相结合的小麦长势监测研究现状与展望. *国土资源遥感*, 19(2): 6-9) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2007.02.002]
- Liu Y, Huang J, Sun Q, Feng H K, Yang G J and Yang F Q. 2021. Estimation of plant height and above ground biomass of potato based on UAV digital image. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(9): 2004-2014 (刘杨, 黄珏, 孙乾, 冯海宽, 杨贵军, 杨福芹. 2021. 利用无人机数码影像估算马铃薯地上生物量. *遥感学报*, 25(9): 2004-2014) [DOI: 10.11834/jrs.20210419]
- Li Z H, Jin X L, Liu H L, Xu X G and Wang J H. 2019. Global sensitivity analysis of wheat grain yield and quality and the related process variables from the DSSAT-CERES model based on the extended Fourier Amplitude Sensitivity Test method. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(7): 1547-1561 [DOI: 10.1016/s2095-3119(18)62046-5]
- Li Z H, Zhao Y, Taylor J, Gaulton R, Jin X L, Song X Y, Li Z H, Meng Y, Chen P F, Feng H K, Wang C, Guo W, Xu X G, Chen L P and Yang G J. 2022. Comparison and transferability of thermal, temporal and phenological-based in-season predictions of above-ground biomass in wheat crops from proximal crop reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 273: 112967 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112967]
- Liu Z Z, Zhang X W, Chen Y S, Zhang C C, Qin F and Zeng H W. 2017. Remote sensing estimation of biomass in winter wheat based on CASA model at region scale. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 33(4): 225-233 (刘真真, 张喜旺, 陈云生, 张传才, 秦奋, 曾红伟. 2017. 基于CASA模型的区域冬小麦生物量遥感估算. *农业工程学报*, 33(4): 225-233) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.04.031]
- Pearson R and Miller L D. 1972. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado. *Remote Sensing of Environment*, VIII: 1355 [DOI: 10.1177/002076409904500102]
- Richardson A J and Wiegand C L. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(12): 1541-1552
- Rouse Jr J W, Haas R H, Schell J A and Deering D W. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS//Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite. Washington: NASA: 309
- Tewes A, Hoffmann H, Nolte M, Krauss G, Schäfer F, Kerkhoff C and Gaiser T. 2020. How do methods assimilating sentinel-2-derived LAI combined with two different sources of soil input data affect the crop model-based estimation of wheat biomass at sub-field level? *Remote Sensing*, 12(6): 925 [DOI: 10.3390/rs12060925]
- Wang Y B, Feng D J, Li S J, Wu W J and Ren H Y. 2016. Review of estimating crop biomass based on remote sensing information. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(3): 468-475 (王渊博, 冯德俊, 李淑娟, 武文娟, 任红艳. 2016. 基于遥感信息的农作物生物量估算研究进展. *遥感技术与应用*, 31(3): 468-475) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.3.0468]
- Wei D B, Liu J, Pan C S and Zou Q J. 2019. Ant colony optimization routing algorithm based on multi-QoS constraints in satellite networks. *Computer Engineering*, 45(7): 114-120 (魏德宾, 刘健, 潘成胜, 邹启杰. 2019. 卫星网络中基于多QoS约束的蚁群优化路由算法. *计算机工程*, 45(7): 114-120) [DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0051284]
- Wold S, Sjöström M and Eriksson L. 2001. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58(2): 109-130 [DOI: 10.1016/S0169-7439(01)00155-1]
- Wu Z, Yang H S, Wu J J, Zhang H J and Song Q. 2023. Survey of evolutionary transfer optimization algorithms. *Computer Engineering*, 49(1): 1-14 (伍洲, 杨寒石, 邬俊俊, 张海军, 宋晴. 2023. 进化迁移优化算法综述. *计算机工程*, 49(1): 1-14) [DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0064756]
- Yue J B, Feng H K, Li Z H, Zhou C Q and Xu K J. 2021. Mapping winter-wheat biomass and grain yield based on a crop model and UAV remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 42(5): 1577-1601 [DOI: 10.1080/01431161.2020.1823033]
- Yue J B, Feng H K, Yang G J and Li Z H. 2018. A comparison of regression techniques for estimation of above-ground winter wheat biomass using near-surface spectroscopy. *Remote Sensing*, 10(1): 66 [DOI: 10.3390/rs10010066]
- Yue J B, Yang G J, Tian Q J, Feng H K, Xu K J and Zhou C Q. 2019. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150: 226-244 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.02.022]
- Zadoks J C, Chang T T and Konzak C F. 1974. A decimal code for the growth stages of cereals. *Weed Research*, 14(6): 415-421 [DOI: 10.1111/j.1365-3180.1974.tb01084.x]
- Zhao F, Yang G J, Yang X D, Cen H Y, Zhu Y H, Han S Y, Yang H, He Y and Zhao C J. 2021. Determination of key phenological phases of winter wheat based on the time-weighted dynamic time warping algorithm and MODIS time-series data. *Remote Sensing*, 13(9): 1836 [DOI: 10.3390/rs13091836]
- Zhao Y, Meng Y, Han S Y, Feng H K, Yang G J and Li Z H. 2022. Should phenological information be applied to predict agronomic traits across growth stages of winter wheat? *The Crop Journal*, 10(5): 1346-1352 [DOI: 10.1016/j.cj.2022.08.003]
- Zheng Y, Wu B F and Zhang M. 2017. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data. *National Remote Sensing Bulletin*, 21(2): 318-328 (郑阳, 吴炳方, 张森. 2017. Sentinel-2数据的冬小麦地上干生物量估算及评价. *遥感学报*, 21(2): 318-328) [DOI: 10.11834/jrs.20176269]

# Estimating winter wheat biomass by coupling the CBA-Wheat model and multispectral remote sensing

WANG Shijun<sup>1</sup>, LIU Miao<sup>1</sup>, ZHAO Yu<sup>2</sup>, LIU Zhaoyu<sup>3</sup>, LIU Xiuyu<sup>1</sup>, FENG Haikuan<sup>2</sup>,  
SUI Xueyan<sup>4</sup>, LI Zhenhai<sup>1,2</sup>

1. College of Geodesy and Geomatics Information Technology, Shandong University of Science and Technology,  
Qingdao 266590, China;

2. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Agriculture and Rural Affairs, Information  
Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China;

3. China Institute of Intelligent Information Processing and Systems, Central South University, Changsha 410083, China;

4. Institute of Agricultural Information and Economics, Shandong Academy of Agricultural Sciences, Jinan 250100, China

**Abstract:** Biomass is an important indicator that reflects the growth status of crops. Timely and accurate estimation of aboveground biomass of winter wheat is crucial for yield prediction and field management decision-making. The crop biomass model (CBA-Wheat) developed using the remote sensing spectral index (VI) and digital Growth Stage (ZS) is suitable for the estimation of winter wheat biomass in the whole growth period. The first layer of this model is a linear model of AGB and VI, and it constructs linear regression models between AGB and VI in different growth periods. The AGB model coefficients of each period have a good evolutionary law with ZS. However, the model parameters are based on ground hyperspectral data in a previous study, and the satellite data need extensive ground-measured data to calibrate the model parameters, thus limiting popularization at the regional scale. In this study, the Genetic Algorithm (GA) is used to optimize the parameters of CBA-Wheat model globally. GA combines the survival rules of the fittest in biological evolution with the random information exchange system of the chromosome within the population and has an efficient global optimization effect on some nonlinear, multimodel, multiobjective function optimization problems. The two input variables of CBA-Wheat are field-recorded ZS data and VI from high-resolution remote sensing images. Four VI-based CBA-Wheat models, namely, enhanced vegetation index 2 (CBA-Wheat<sub>EVI2</sub>), difference vegetation index (CBA-Wheat<sub>DVI</sub>), ratio vegetation index (CBA-Wheat<sub>RVI</sub>), and modified simple ratio vegetation index (CBA-Wheat<sub>MSR</sub>), are constructed. The best model is used for AGB mapping. Meanwhile, partial least squares regression (PLSR) is adopted to compare the accuracy of CBA-Wheat models. Results showed that all four CBA-Wheat models have good accuracy, and the simulated winter wheat biomass is consistent with the measured biomass. Among the models, CBA-Wheat<sub>EVI2</sub> has the highest determination coefficient ( $R^2$ ) and root mean square error (RMSE) of 0.92 and 1.37 t/ha, respectively. Compared with the machine learning method, the accuracy of biomass estimation based on CBA-Wheat model is better than that of biomass estimation based on the PLSR method ( $R^2=0.85$ , RMSE=1.87 t/hm<sup>2</sup>). The CBA-Wheat model has good biomass estimation performance at the various growth stages of winter wheat and performs well in high-biomass situations without considerable underestimation. The CBA-Wheat model optimized by GA in this study has high inversion accuracy and is suitable for the inversion of winter wheat at multiple growth stages, and has good application potential in using satellite remote sensing data to predict large-area biomass.

**Key words:** winter wheat, biomass, genetic algorithm, CBA-Wheat model, multi-source data, EVI2, Sentinel-2, remote sensing

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No.42271396); Key Research and Development Project of Shandong Province (No. 2022LZGC021); National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFB3901303)