doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.021

基于高光谱遥感与 SAFY 模型的冬小麦地上生物量估算

刘明星[1]　李长春[1]　李振海[2,3]　冯海宽[3,4]　杨贵军[3,4]　陶惠林[3,4]

(1. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000;
2. 北京农业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. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097; 4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 为了探索准确、高效地估算冬小麦地上生物量(Dry aerial mass, DAM)的方法,获取了 2013—2014 年和 2014—2015 年 2 个生长季的冬小麦试验数据,采用植被指数反演叶面积指数(LAI),以遥感反演 LAI 作为遥感与 SAFY(Simple algorithm for yield estimates)模型之间的耦合变量,利用主成分分析的复合型混合演化(Shuffled complex evolution with PCA, SP-UCI)算法优化出苗日期(D0)、有效光能利用率(ELUE)和衰老温度(STT)3 个敏感参数,对冬小麦全生育期进行动态生长模拟。结果表明,2014—2015 年和 2013—2014 年冬小麦全生育期模型模拟地上生物量 R^2、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.887、1.001 t/hm^2、19.41% 和 0.856、1.033 t/hm^2、19.86%。研究表明,耦合高光谱遥感与 SAFY 作物生长模型能够准确地模拟冬小麦长势的动态变化,对冬小麦地上生物量估算精度较高,可为遥感监测冬小麦长势提供参考。

关键词: 冬小麦; 地上生物量; 高光谱; SAFY 模型; 叶面积指数

中图分类号: S512.1$^+$1; S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)02-0192-11　　**OSID**:

Estimation of Dry Aerial Mass of Winter Wheat Based on Coupled Hyperspectral Remote Sensing and SAFY Model

LIU Mingxing[1]　LI Changchun[1]　LI Zhenhai[2,3]　FENG Haikuan[3,4]　YANG Guijun[3,4]　TAO Huilin[3,4]

(1. *School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo* 454000, *China*
2. *Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097, *China*
3. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097, *China*
4. *Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing* 100097, *China*)

Abstract: Remote sensing technology is an effective means of obtaining surface information quickly, non-destructively and on a large scale, and plays an important role in agricultural surveys and crop growth monitoring. The crop growth model systematically quantifies the growth and development process of crops according to crop growth patterns and environmental effects, and establishes a dynamic mathematical model that can accurately simulate the growth and development of crops at a single point scale. Data coupling effectively combines the advantages of remote sensing technology and crop growth model, and has great application potential in crop growth monitoring. Dry aerial mass (DAM) is one of the important physiological parameters in crop growth and development, which is of great significance for crop growth monitoring and yield estimation. In order to explore an accurate and efficient method for estimating the DAM of winter wheat, experiment data of winter wheat in two growing seasons of 2013—2014 and 2014—2015 were obtained. The leaf area index (LAI) remote sensing inversion model was constructed by using the 2015 experimental data, and the 2014 data was used to verify the accuracy of the inversion model, and the optimal estimation model was screened according to the modeling and verification accuracy. The results showed that the regression model constructed by NDVI705 performed the best, and the R^2, RMSE and NRMSE of modeling and verification were 0.755, 0.769, 24.23% and 0.668, 0.869, and

收稿日期: 2019-11-19　修回日期: 2019-12-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346、41701375、41871333)和河南省科技攻关项目(182102110186)

作者简介: 刘明星(1992—),男,研究实习员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: liumingxingreal@126.com

通信作者: 李长春(1976—),男,副教授,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: lichangchun610@126.com

26.96%, respectively. LAI was the coupling variable between remote sensing and simple algorithm for yield estimates (SAFY) model. By using the shuffled complex evolution with PCA (SP-UCI) algorithm, three sensitive parameters such as emergence date (D0), effective light-use efficiency (ELUE) and sum of temperature for senescence (STT) were optimized, and then the dynamic growth simulation was performed for the whole growth period of winter wheat. The results showed that the LAI of winter wheat simulated by SAFY model showed an increasing trend in the vegetative growth stage. It was increased significantly after the returning green stage (about 160 days after sowing) and reached its maximum at the end of vegetative growth (about 200 days). Later, LAI began to decay and approached zero at the end of grain filling (about 250 days), which was highly consistent with the actual growth of winter wheat. The R^2, RMSE and NRMSE of the winter wheat leaf area index simulated by the model 2014—2015 and 2013—2014 were 0.760, 0.769, 24.22% and 0.677, 0.879, 27.25%, respectively. During the whole growth period, SAFY model simulated that the winter wheat DAM had an overall upward trend, and the growth accelerated after the returning green stage, reaching the maximum growth rate at the end of vegetative growth (about 200 days), and then the growth was gradually slowed down, and the DAM growth ended at the end of grouting (about 250 days). The R^2, RMSE and NRMSE of the winter wheat DAM simulated by the model in 2014—2015 and 2013—2014 were 0.887, 1.001 t/hm^2, 19.41% and 0.856, 1.033 t/hm^2, 19.86%, respectively. The results showed that the coupled hyperspectral remote sensing and SAFY crop growth model can accurately simulate the dynamic change of winter wheat growth, and the estimation accuracy of winter wheat DAM was high, which can provide reference for remote sensing monitoring of winter wheat growth.

Key words: winter wheat; dry aerial mass; hyperspectral; SAFY model; leaf area index

0　引言

生物量是表征植被生命活动的重要农学参数，与作物长势和产量密切相关，是农业监测中应用最为广泛的指标之一[1-3]。因此，及时、准确地估算作物生物量，对农业生产进行管理决策具有重要意义。传统的作物生物量测量方法需要破坏取样和室内分析，不仅费时、费力、破坏性大，而且难以实现生物量的大范围监测[4]。近年来，遥感技术以其准确、快速、大尺度、非破坏性等特点，已广泛应用于作物生物量的估算中。

目前，通过遥感估算生物量的主要模型包括经验模型、作物生长模型和半机理模型[5-6]。经验模型由于形式上简单、易用，使用最为广泛[7-8]，但该模型未考虑作物的生理生态机制及其生长环境等要素，年际间普适性较差，并且估算缺乏机理性和连续性。作物生长模型机理性强、面向过程，但需要输入较多参数，因此其应用也受到一定程度的制约[9-10]。半机理模型也称为参数模型，其中光能利用率模型应用最为广泛，基于光能利用率原理将作物冠层拦截的光合辐射转化为作物生物量，简化了作物生长过程中光合作用和呼吸作用的模拟过程，但一些参数难以定量模拟，模型受地域限制影响比较大[11]。

利用数据同化技术将遥感信息融入作物生长模型是当前提高作物生长模拟精度的重要途径[12-13]。目前，遥感数据与作物模型耦合方式主要分为驱动法和同化法[14]。驱动法使用简单，但是对反演精度要求较高。同化法受遥感数据观测时间、空间以及精度的影响较小，应用越来越广泛。目前，在遥感数据与作物生长模型同化的相关研究大多集中于产量估算，同化过程中注重产量模拟的准确性，对地上生物量估算的研究较少。遥感与作物模型同化大多采用复杂的作物生长模型，这些模型参数众多，且需要输入田间管理信息[15-16]。随着遥感技术和光能利用率模型的不断发展，基于遥感与光能利用率模型的同化作物长势监测也越来越受到关注[17-18]。然而作物生长与作物品种、田间管理和气候条件等多种因素相关，光能利用率模型忽略了这些因素对作物生长的影响。SAFY 模型将光能利用率理论与作物生长模型相结合，对主要生物物理过程（生物量积累，叶片分配和叶片衰老等）作经验参数化的描述，对作物生长过程进行简化，在克服作物生长模型原有缺陷的基础上，保持了作物生长模型的优点[19-20]。

本文以冬小麦为研究对象，利用高光谱数据构建冬小麦 LAI 反演模型，基于实测 LAI 和 DAM 数据完成 SAFY 模型非敏感参数的本地化，以遥感反演 LAI 作为遥感与 SAFY 模型之间的耦合变量，通过优化出苗日期（D0）、有效光能利用率（ELUE）和衰老温度（STT）3 个敏感参数，对冬小麦 LAI 及 DAM 进行动态生长模拟，以期为利用高光谱遥感进一步提高冬小麦地上生物量估算精度提供理论依据与技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

于 2013—2015 年冬小麦生长季,在北京市昌平区小汤山国家精准农业研究示范基地(40°10′48″ ~ 40°10′54″N,116°26′51″ ~ 116°26′53″E,海拔 36 m)进行试验,见图 1。试验区气候温和,四季分明,属于暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均气温为 13 ~ 15℃,土壤类型为潮土。冬小麦生育期一般为每年 9 月末至 10 月初播种,次年 6 月上旬收获。

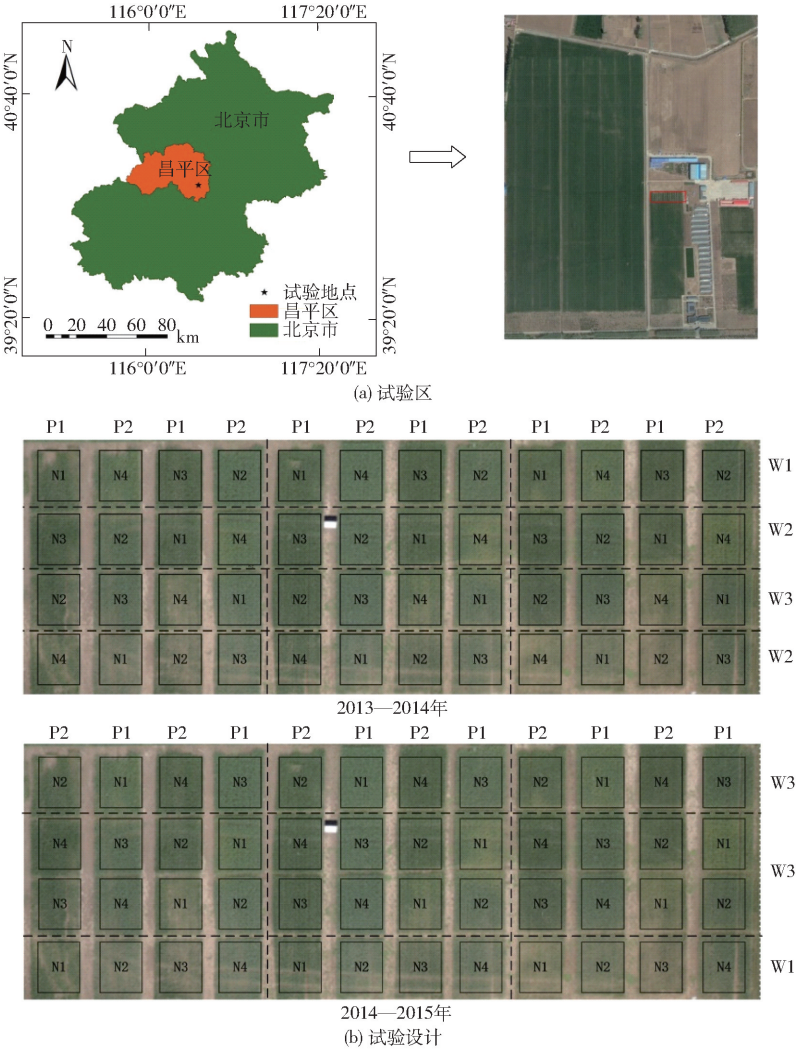


图 1 研究区概况及试验分布

Fig. 1 Location of study area and experiment design

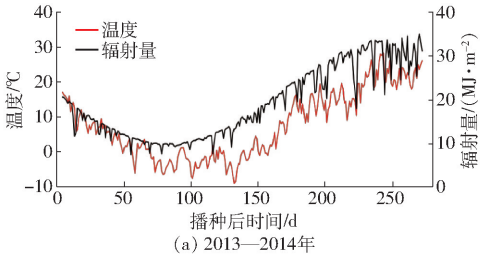
2013—2014 年播种日期为 2013 年 10 月 4 日,收获日期为 2014 年 6 月 3 日,播种密度为 489 万株/hm^2,试验设 16 个小区,重复 3 次。品种设 2 个水平,分别为京 9843(品种 1,P1)、中麦 175(品种 2,P2);氮肥(尿素)设 4 个水平,分别为 0 kg/hm^2(N1)、195 kg/hm^2(N2)、390 kg/hm^2(N3)、585 kg/hm^2(N4);水分灌溉设 3 个水平,分别为雨养(W1,无灌溉)、正常水(W2,灌溉水量 146 mm)、2 倍正常水(W3,灌溉水量 292 mm);除氮肥处理外,底肥均为过磷酸钙 375 kg/hm^2 和硫酸钾 150 kg/hm^2,其他田间管理条件各小区相同。分别于拔节期(2014 年 4 月 11 日)、挑旗期(2014 年 4 月 21 日)、开花期(2014 年 5 月 7 日)和灌浆期(2014 年 5 月 20 日)4 个关键生育期获取数据。

2014—2015 年播种日期为 2014 年 10 月 7 日,收获日期为 2015 年 6 月 11 日,播种密度为 375 万株/hm^2,试验设 16 个小区,重复 3 次。水分灌溉设 3 个水平,分别为雨养(W1,无灌溉)、正常水(W2,灌溉水量 192 mm)、2 倍正常水(W3,灌溉水量 384 mm),品种与施肥设计与 2013—2014 年相同。分别于拔节期(2015 年 4 月 14 日)、挑旗期(2015 年 4 月 27 日)、开花期(2015 年 5 月 12 日)和灌浆期(2015 年 5 月 26 日)4 个关键生育期获取数据。

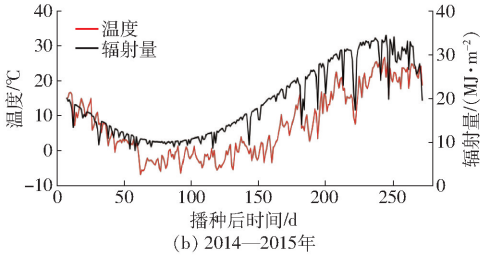
1.2 数据采集

1.2.1 气象数据

气象数据是 SAFY 模型运行的驱动数据,包括日平均气温和日辐射量(图 2)。数据来源于欧洲中



(a) 2013—2014年



(b) 2014—2015年

图 2　2013—2014 年和 2014—2015 年冬小麦生长季气象数据

Fig. 2　Meteorological data of winter wheat growing seasons 2013—2014 and 2014—2015

期天气预报中心(www. ecmwf. int)下载的 ERA - Interim 气象产品数据,包括每日最高气温、最低气温和日辐射量,本文采用的日平均气温为日最高气温与最低气温的平均值。

1.2.2　高光谱数据

冠层高光谱数据采用美国 ASD Field SpecFR Pro 2500 型地物光谱仪测量,光谱波长范围 350 ~ 2 500 nm。光谱采集时天气晴朗,北京时间为 10:00—14:00。传感器探头视场角 25°,观测时探头垂直向下,置于冠层上方约 1.3 m。为消除环境变化对光谱测定的影响,每次测量前后用白板对光谱仪进行校正。每小区重复采集 10 次,取平均值作为该试验小区的冠层光谱反射率。光谱采集完毕后光谱由 ASD 公司软件 ViewSpec Pro 导出并采用 Savitzky - Golay 过滤器对光谱进行平滑处理,结果见图 3。

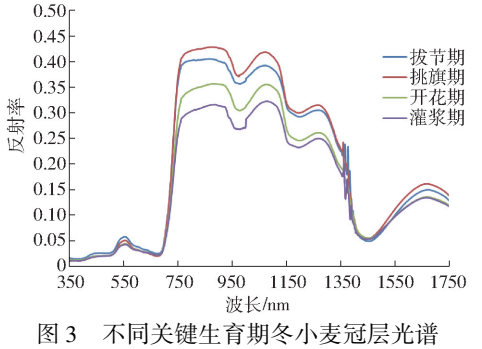


图 3　不同关键生育期冬小麦冠层光谱

Fig. 3　Canopy spectrum of winter wheat in different key growth stages

1.2.3　农学数据(LAI、地上生物量)采集

在室外调查固定样方 6 行 × 1 m(行距 15 cm),进行群体密度调查,并在各小区选取 20 株能代表整体长势的小麦样本。

(1)LAI 数据采集

样本获取后,进行茎叶分离处理,利用 CI - 203 型激光叶面积测定仪和传送装置组合,测定样本叶片叶面积,然后根据群体密度及样本叶面积,计算冬小麦叶面积指数

$$LAI = SM/(20 \times 10\,000A) \tag{1}$$

式中　S——样本叶面积

M——调查样方内的总株数

A——调查样方面积

(2)地上生物量数据采集

将测定完叶面积的样品分别放入纸袋并置于干燥箱,105℃ 杀青 30 min,然后 80℃ 干燥至恒质量(24 ~ 48 h),测定各器官干质量,最后根据群体密度及样本干质量,计算单位面积冬小麦地上生物量

$$D_{AM} = 10\,005(m_1 + m_2)M/(20 \times 1\,000\,000A) \tag{2}$$

式中　m_1、m_2——样本叶、茎干质量

1.3　研究方法

1.3.1　光谱指数

根据冬小麦冠层光谱特征及前人已有研究成果,选取 9 个常用的光谱指数[21-28]用于冬小麦 LAI 反演。

1.3.2　SAFY 模型

SAFY 模型[19-20,29-31]是光驱动模型,气象数据是 SAFY 模型运行所必需的驱动数据,包括日辐射量和日平均气温。模型基于光能利用率理论,太阳辐射促进作物地上生物量增长。它从作物出苗(D0)到生长结束,以天为步长运行,模拟作物叶面积指数(LAI)、地上生物量(DAM)和产量的动态变化。

作物生长可以分为 2 个阶段,即营养生长阶段和衰老阶段,两个阶段由作物出苗后的积温所确定。在营养生长阶段,作物地上生物量和叶片都处于增长状态,分为叶片组织和非叶片组织,其中叶片生物量增长通过分配函数模拟,叶片生物量增长促进叶面积指数增加。当积温达到衰老温度阈值(STT)后,叶片进入衰老阶段,以规定速率衰老,作物开始灌浆,当叶面积指数小于 0.1 时,衰老结束。

1.3.3　SP - UCI 算法

结合主成分分析的复合型混合演化算法(SP - UCI 算法)[32-33]是一种针对高维复杂问题的全局优化算法。它在 DUAN 等[34]提出的 SCE - UA 算法基础上进行完善,结合了复合型演化算法、单纯形算法和多项式重采样,解决了高维空间搜索时粒子群退化问题,保持粒子群在整个参数空间的搜索能力,

高效实现了高维参数优化。SP－UCI 算法虽然参数较多,但大部分参数采用已有研究成果的默认值,只有复合型个数 p 需要根据具体问题而定,本研究设复合型个数为 2,最多运行次数为 10 000 次。

1.3.4 模型参数优化

模型的“本地化”是遥感信息与作物模型耦合的前提,其中参数优化是模型本地化的关键环节。根据已有研究成果[19-20,29-31],SAFY 模型待优化参数可分为两类:非敏感参数(P_{la}、P_{lb})和敏感参数(D0、STT、ELUE)。

1.3.4.1 非敏感参数调试

根据小麦品种特性和实测数据,通过试错法对遗传特性和品种生态类型相关的非敏感参数进行调试。冬小麦出苗日期一般为播种后 10 d 左右,在挑旗期由于旗叶长出,此时冬小麦 LAI 达到整个生育期最大值,由此确定叶片 LAI 达到最大值时的积温。调试步骤如下:

(1) 采用试错法确定非敏感参数(P_{la}、P_{lb})。首先给定参数 P_{la},当 LAI 达到峰值时,叶片分配函数 P_L 为 0,由此确定 P_{lb}。

(2) 参数初始化。

(3) 运行 SAFY 模型。

(4) 代价函数计算。根据实测 LAI 和模型模拟 LAI 之间的关系式构建代价函数

$$J=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(S_i-M_i)^2}{n}} \tag{3}$$

式中 M_i、S_i——实测、模型模拟的 LAI

n——LAI 数据个数

(5) 确定迭代终止条件。通过迭代次数或者满足精度条件两个指标结束循环。当目标函数连续 20 次循环无法提高 0.01% 或者代价函数计算超过 10 000 次终止循环。

(6) 检验模型模拟 DAM 与实测值之间的误差。

重复步骤(1)~(6)直至模型模拟 DAM 与实测值接近,获得非敏感参数(P_{la}、P_{lb}),非敏感参数校正结束,此类参数在遥感数据与作物模型的同化过程保持不变。

1.3.4.2 敏感参数调试

调试步骤如下:

(1) LAI 遥感反演模型构建。

(2) 参数初始化。

(3) 运行 SAFY 模型。

(4) 代价函数计算。根据遥感反演的 LAI 和模型模拟的 LAI 之间的关系式构建代价函数

$$f=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(H_i-R_i)^2}{n}} \tag{4}$$

式中 R_i、H_i——遥感反演、模型模拟的 LAI

(5) 确定迭代终止条件。通过迭代次数或者满足精度条件两个指标结束循环。当目标函数连续 20 次循环无法提高 0.01% 或者代价函数计算超过 10 000 次终止循环。

遥感数据与 SAFY 模型的耦合过程如图 4 所示。

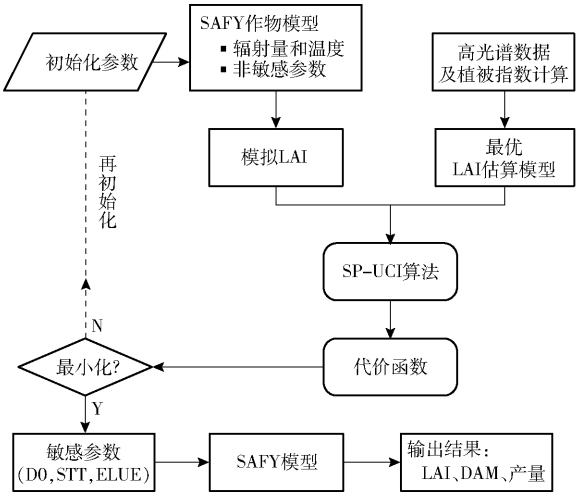


图 4 遥感数据与 SAFY 作物模型的同化流程图

Fig. 4 Flow chart of coupling procedure, integrating remote sensing data into SAFY crop model

1.4 模型精度评价

采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和归一化的均方根误差(NRMSE)作为估算模型与验证模型的精度评价标准。一般来说,R^2 越高,RMSE 和 NRMSE 越低,建模与验证精度越高,模型估算精度越高。

2 结果与分析

2.1 LAI 反演模型构建与分析

选择与 LAI 相关的 9 个植被指数,分析其与 LAI 之间的关系。利用 2015 年试验数据构建 LAI 反演模型,分别计算 R^2、RMSE 和 NRMSE,结果见表 1。各植被指数与 LAI 之间表现极显著($P<0.01$)。建模精度最高的是 mSR705 构建的线性关系,其 R^2 达到 0.782;其他模型精度从高到低的植被指数依次为:MSR、WDRVI、NDVI705、NDVIcanste、GNDVI、NDVI、NDRE、MTCI,模型 R^2 均达到 0.65 以上;相对精度最低的是 MTCI 构建的线性关系,其 R^2 为 0.659。以上分析表明,利用植被指数反演 LAI 是可行的。

表 1　基于植被指数的 LAI 反演模型对比分析

Tab. 1　Comparison and analysis of LAI inversion models based on vegetation index

植被指数	模型	建模集(n = 192)		
		R^2	RMSE	NRMSE/%
NDVI	$y = 0.058\,4e^{4.771\,8x}$	0.706 **	0.861	27.13
MSR	$y = 0.773\,3x^{1.300\,8}$	0.763 **	0.759	23.90
WDRVI	$y = 2.569\,5e^{2.097\,3x}$	0.758 **	0.764	24.08
GNDVI	$y = 0.066\,3e^{5.450\,5x}$	0.715 **	0.827	26.05
NDVI705	$y = 0.240\,4e^{4.241\,4x}$	0.755 **	0.769	24.23
mSR705	$y = 0.671\,8x - 0.487$	0.782 **	0.717	22.59
NDVIcanste	$y = 0.262\,7e^{4.175\,5x}$	0.739 **	0.792	24.96
NDRE	$y = 0.370\,7e^{4.859\,2x}$	0.671 **	0.893	28.14
MTCI	$y = 1.061\,2x - 0.643\,1$	0.659 **	0.896	28.24

注：**表示在 0.01 水平显著。

2.2　LAI 反演模型精度验证

为了检验模型的稳定性及可靠性，利用 2014 年数据对反演模型进行精度验证(n = 192)，结果如图 5 所示。验证精度最高的是 GNDVI 构建的线性关系，其 RMSE 为 0.846；其他验证模型精度从高到低的植被指数依次为 NDVI、NDVI705、NDVIcanste、NDRE、MTCI、mSR705、MSR、WDRVI，模型 R^2 均达到 0.58 以上；相对精度最低的是 WDRVI，其 RMSE 为 1.195。NDVI705 建模和验证精度都相对较高，研究选择 NDVI705 构建的回归模型作为 LAI 反演模型。

2.3　冬小麦生长过程模拟

将相同品种、水分和氮肥处理的重复试验实测 LAI 和生物量分别平均，作为此处理的实测结果，重复试验小区遥感反演 LAI 平均值作为该处理的遥感反演 LAI。利用遥感反演 LAI 优化不同试验处理条件下的敏感参数(D0、STT、ELUE)，对冬小麦 LAI 和 DAM 进行模拟。

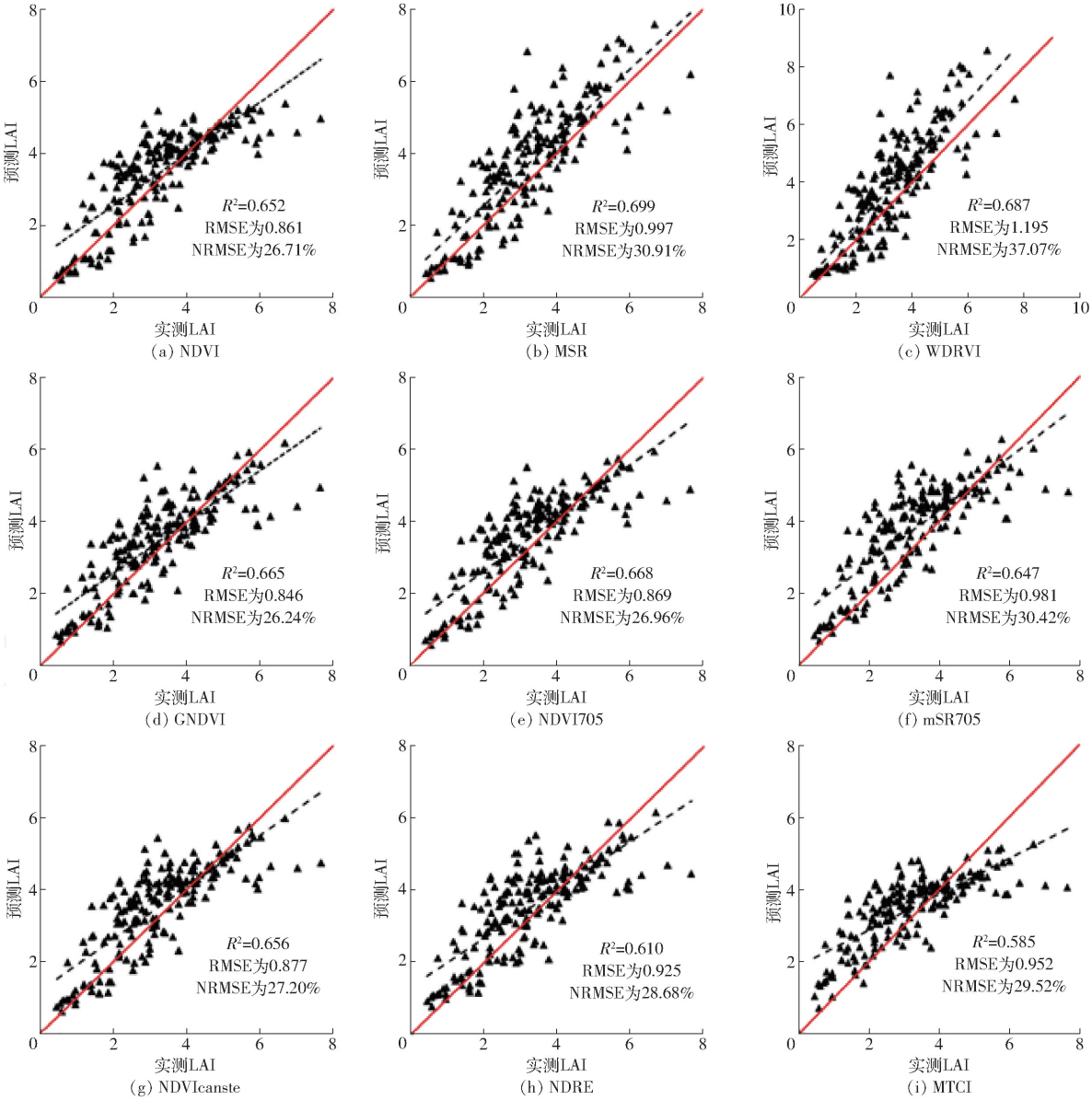


图 5　LAI 反演模型精度验证

Fig. 5　Accuracy verification of LAI inversion model

2.3.1 LAI 生长模拟

模型模拟 LAI 与 4 个关键生育期(拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期)实测 LAI 关系如图 6 所示。结果表明,随着冬小麦生育期的推进,模型模拟 LAI 在营养生长阶段呈现增大的趋势,在返青期(160 d 左右)之后明显增加,在营养生长末期(200 d 左右)达最大值,随后 LAI 开始衰减并在灌浆末期(250 d 左右)接近于零。不同品种、氮肥和水分试验处理下,利用遥感反演 LAI 优化出苗日期(D0)、有效光能利用率(ELUE)和衰老温度(STT)3 个敏感参数,模拟 LAI 与实测 LAI 具有较好的一致性,模型能够较好地模拟整个生育期 LAI 生长变化。

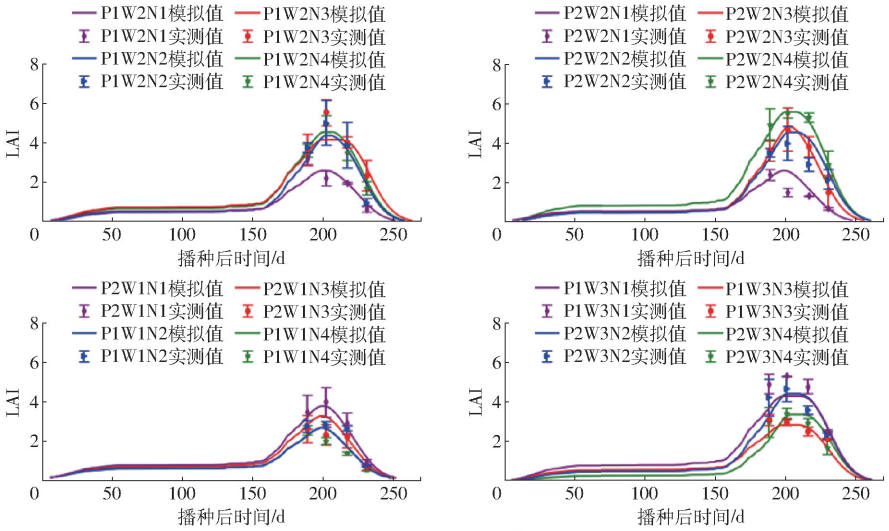
2.3.2 DAM 生长模拟

模型模拟 DAM 和 3 个关键生育期(拔节期、挑旗期、开花期)实测 DAM 关系如图 7 所示。结果表明,随着冬小麦生育期的推进,模型模拟 DAM 在总体上呈现增大趋势,在返青期(160 d 左右)之后增长速度明显加快,在营养生长末期(200 d 左右)增长速度达到最大值,随后增长逐渐趋于平缓,在灌浆末期(250 d 左右)生物量增长结束。通过遥感反演 LAI 优化出苗日期(D0)、有效光能利用率(ELUE)和衰老温度(STT)3 个敏感参数,对于不同试验处理条件下的冬小麦,模拟 DAM 与实测 DAM 基本一致,SAFY 模型能够较好地模拟整个生育期 DAM 生长变化趋势。

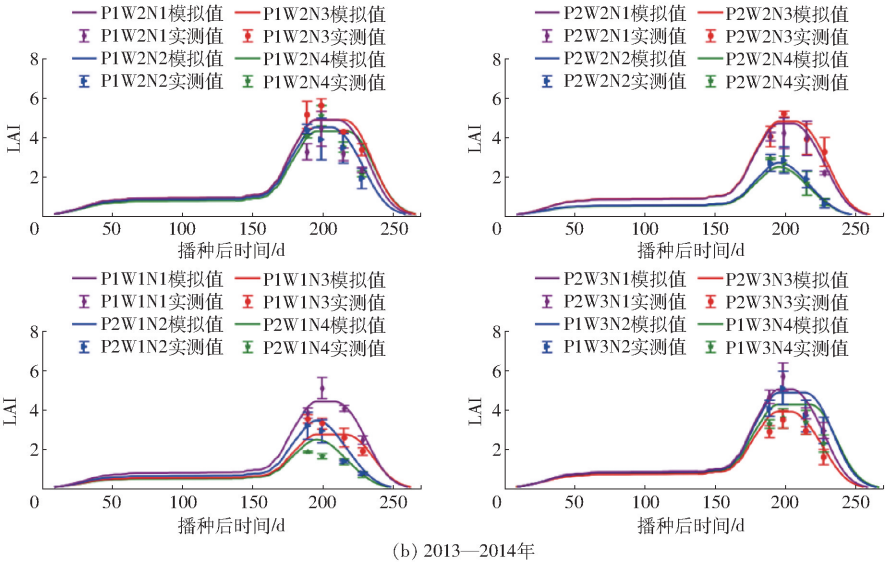
2.4 模拟值与实测值对比分析

利用高光谱遥感反演 LAI 优化不同试验小区的出苗日期(D0)、有效光能利用率(ELUE)和衰老温度(STT)3 个敏感参数,对该试验小区的冬小麦 LAI 和 DAM 进行模拟。

模型模拟 LAI 与 4 个关键生育期(拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期)实测 LAI 关系,如图 8 所



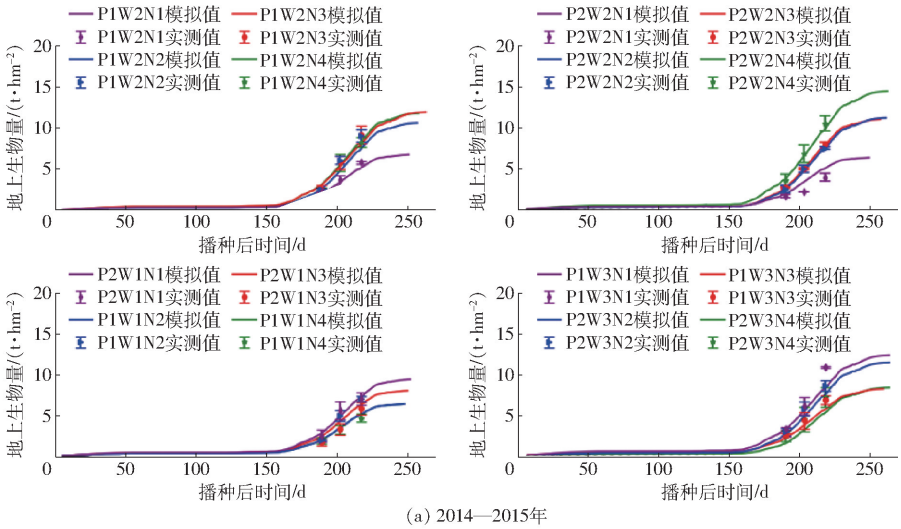
(a) 2014—2015年



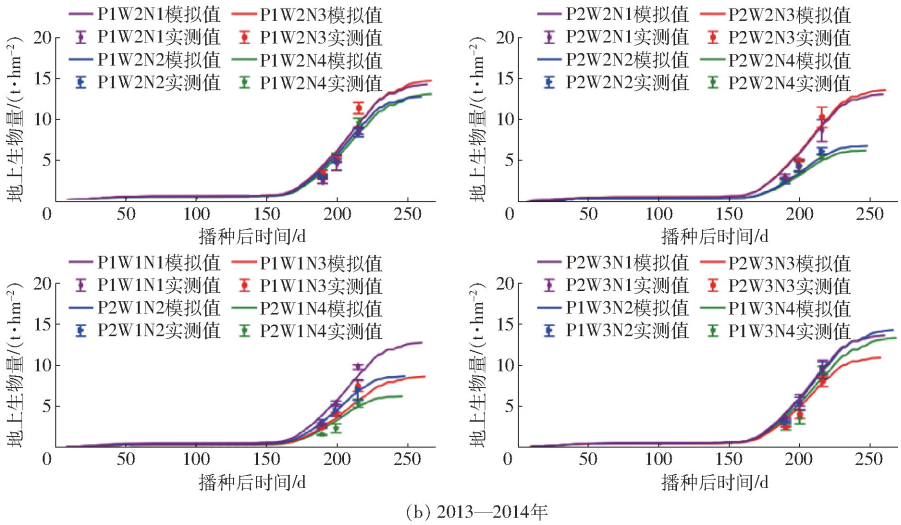
(b) 2013—2014年

图 6 不同品种、水分和氮肥处理下 SAFY 模型冬小麦模拟 LAI 与实测 LAI

Fig. 6 Simulated and measured values of winter wheat LAI by SAFY model under different varieties, water and nitrogen fertilizer treatments



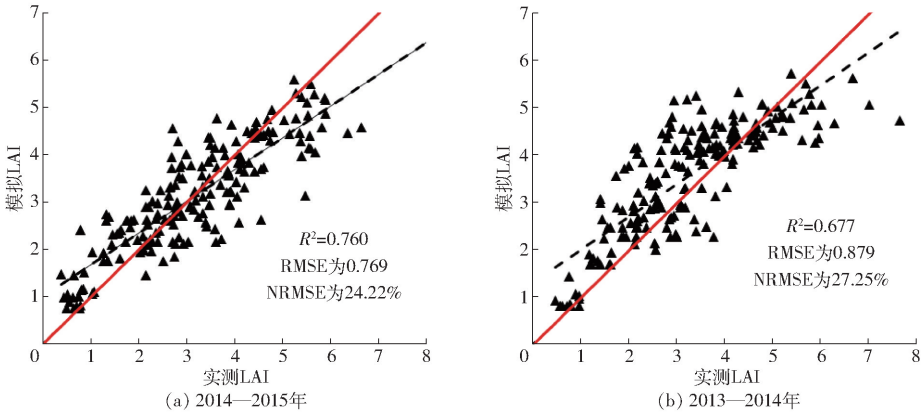
(a) 2014—2015年



(b) 2013—2014年

图 7　不同品种、水分和氮肥处理下 SAFY 模型冬小麦模拟 DAM 与实测 DAM

Fig. 7　Simulated and measured values of winter wheat DAM by SAFY model under different varieties, water and nitrogen fertilizer treatments



(a) 2014—2015年　　(b) 2013—2014年

图 8　模拟 LAI 与实测 LAI 关系

Fig. 8　Relationship between simulated and measured LAI

示。2014—2015 年和 2013—2014 年的模拟 LAI 的 R^2 分别为 0.760 和 0.677，模拟 LAI 与实测 LAI 具有较好的一致性，2014—2015 年和 2013—2014 年模拟 LAI 的 RMSE 分别为 0.769 和 0.879，NRMSE 分别为 24.22% 和 27.25%，表明耦合高光谱遥感数据与 SAFY 模型，可以对冬小麦 LAI 进行有效估算。但与遥感反演 LAI 相比，发现 SAFY 模型的模拟 LAI 精度并没有明显提升，进一步对比模型模拟 LAI 与遥感反演 LAI（图 9），2014—2015 年和 2013—2014 年的 R^2 分别达到了 0.950 和 0.928，

说明模型模拟 LAI 与遥感反演 LAI 具有高度一致性。

模型模拟 DAM 与 3 个关键生育期(拔节期、挑旗期、开花期)实测 DAM 关系,如图 10 所示。2014—2015 年和 2013—2014 年冬小麦地上生物量估算模型的 R^2、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.887、1.001 t/hm^2、19.41% 和 0.856、1.033 t/hm^2、19.86%,模拟值与实测值之间偏差很小,模型准确地模拟了冬小麦地上生物量。结果表明,耦合高光谱反演 LAI 与 SAFY 模型,能够准确地估算冬小麦 DAM。

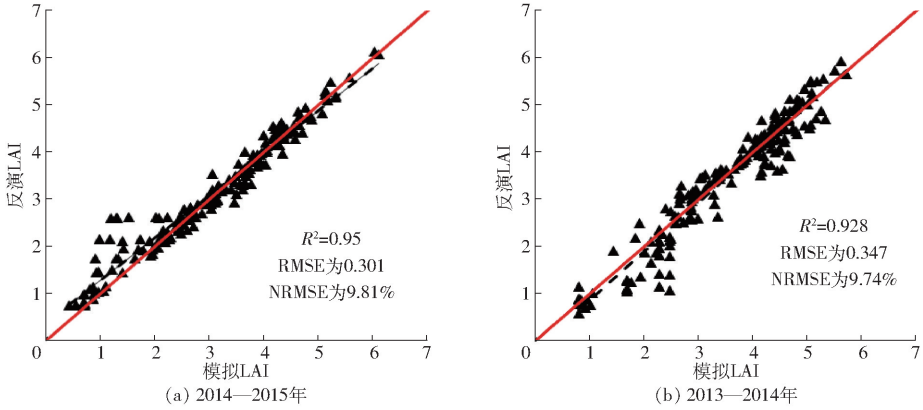


图 9 模拟 LAI 与反演 LAI 关系

Fig. 9 Relationship between simulated LAI and retrieved LAI

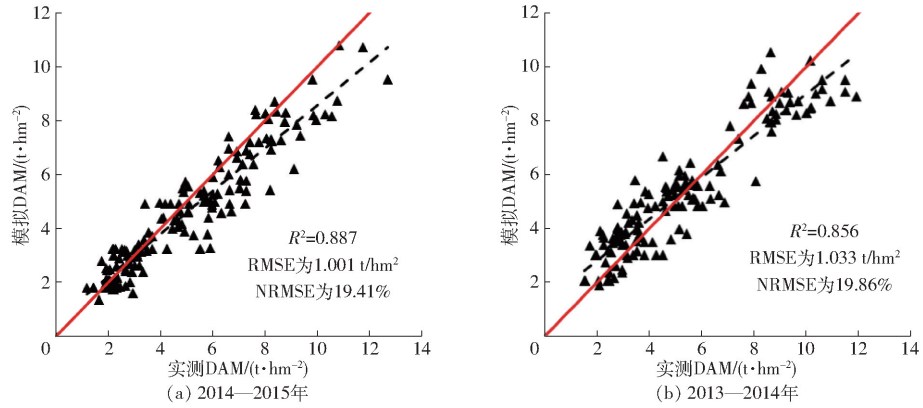


图 10 模拟 DAM 与实测 DAM 关系

Fig. 10 Relationship between simulated and measured DAM

3 讨论

目前,利用遥感估算作物生物量的相关研究,大多利用遥感特征参数反演作物地上生物量,并取得了一定的进展[8,35]。然而利用遥感特征参数估算作物生物量没有考虑到作物的生理生态机制及其生长环境等要素,年际间普适性较差且估算缺乏机理性和连续性。遥感技术可以快速、客观、动态地监测作物,但不能真正揭示作物生长发育的机理过程,而这正是作物模型的优势所在。数据同化有效结合遥感技术和作物生长模型的优势,但相关研究[15-16]大多集中于产量估算,对地上生物量估算的研究较少,并且已有研究大多基于复杂作物模型,需要输入较多参数。SAFY 模型复杂度低,参数少且易于获取,不需输入任何农业管理数据,更适合于普适条件下研究与应用。

农业系统的复杂性决定了作物生长模型参数的不确定性。当生长条件适宜时,作物生长模型的模拟精度较高,当作物生长处于非理想条件时,模型模拟数据会出现较大偏差[9,36]。因此,参数校正是作物生长模型应用的首要步骤。本文基于已有研究[19-20,29-31]将 SAFY 模型待优化参数分为两类:非敏感参数和敏感参数。其中,非敏感参数的校正过程中,通过分析冬小麦生长规律和实测数据,采用试错法对非敏感参数进行校准。根据冬小麦出苗日期和 LAI 达到最大值时期,确定叶片分配函数 P_L 为 0 时的积温,然后利用试错法确定叶片生长系数 P_{la} 和 P_{lb}。模型参数校准的过程中,出苗日期设为播种后 10 d,LAI 达到最大值时期为挑旗期,挑旗期时间的确定由实测冬小麦 LAI 生长变化推算,这可能会造成叶片衰老积温值与实际积温有差异,导致非敏感参数优化结果出现偏差。优化过程采用试错法,具有较大主观性,也可能导致参数优化结果偏差[9]。

本文以 LAI 作为遥感数据与 SAFY 模型的结合点，通过优化出苗日期（D0）、有效光能利用率（ELUE）和衰老温度（STT）3 个敏感参数，对不同试验处理条件下的冬小麦进行生长模拟。结果显示，通过遥感反演 LAI 优化模型敏感参数，能够较好地模拟全冬小麦全生育期动态生长过程，原因可能是 LAI 能够体现作物在气候环境和管理措施等多因素交互作用后的综合指标，能够描述作物生长发育进程，且与作物产量和生物量密切相关[37-38]。敏感参数优化过程基于冬小麦 4 个关键生育期（挑旗期、拔节期、开花期和灌浆期）遥感反演 LAI，多时期遥感观测值更能有效反映冬小麦的实际生长变化，提高参数优化的准确性。本文通过对比模型模拟 LAI 和遥感反演 LAI，发现模型模拟 LAI 精度并没有明显提升。对比模型模拟 LAI 与遥感反演 LAI（图 9），2014—2015 年和 2013—2014 年的 R^2 分别达到 0.950 和 0.928，模型模拟 LAI 与遥感反演 LAI 高度吻合，其原因应该是敏感参数优化的过程是最小化模型模拟 LAI 和遥感反演 LAI 之间的误差，但优化过程所使用的遥感观测值较少（4 期遥感观测），模型有待优化 3 个敏感参数，由于各参数之间的交互影响，模型比较容易“拟合”遥感观测值。

高光谱遥感能够以高光谱分辨率连续获得地物波谱信息，其光谱分辨率可达到纳米级，能够准确提取光谱空间中的详细信息并削弱干扰因素的影响[4]。因此，利用高光谱可以获取植被反射光谱的细微差异，突破了常规遥感不能精细分析植被光谱特征的限制。利用高光谱波段众多的特点，可以获得多种波段组合，丰富植被生长参数的反演方法。本文利用 9 个高光谱植被指数分别构建冬小麦叶面积指数的估算模型，遥感反演 LAI 与实测 LAI 基本一致，但在冬小麦生长发育后期研究构建的大部分 LAI 估算模型均在不同程度上出现光谱信息饱和现象，这可能是由于单一植被指数包含的光谱信息的有限。尽管如此，耦合高光谱反演 LAI 与 SAFY 模型依然实现了冬小麦全生育期的动态生长模拟，并且 LAI 和 DAM 的模拟值与实测值均有较好的一致性，表明耦合高光谱遥感和 SAFY 模型可以用于冬小麦的长势监测。然而本文所构建的遥感与 SAFY 模型的同化系统，还需要不断提高遥感反演 LAI 精度的同时，在广泛的地区进行更多的测试。

4　结论

（1）在遥感观测数据较少时，SAFY 模型模拟 LAI 与遥感反演 LAI 高度一致，2014—2015 年和 2013—2014 年的 R^2 分别达到 0.950 和 0.928，同化后模型模拟 LAI 精度并未明显提高。

（2）模型模拟冬小麦 LAI 与冬小麦实际生长变化高度吻合，模拟 LAI 与 4 个关键生育期（拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期）实测 LAI 具有较好的一致性，模型能够较好地模拟全生育期 LAI 生长变化趋势。

（3）全生育期内，模型可以准确地模拟冬小麦地上生物量动态变化。2014—2015 年和 2013—2014 年 2 个生长季的冬小麦地上生物量估算的 R^2、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.887、1.001 t/hm^2、19.41% 和 0.856、1.033 t/hm^2、19.86%，模型能够准确地估算冬小麦地上生物量。通过耦合高光谱反演 LAI 与 SAFY 作物模型，可为遥感监测冬小麦地上生物量估算提供一种快速、无损的监测手段。

参　考　文　献

[1] 王纪华，赵春江，黄文江. 农业定量遥感基础与应用[M]. 北京：科学出版社，2008.

[2] ATZBERGER C. Advances in remote sensing of agriculture: context description, existing operational monitoring systems and major information needs[J]. Remote Sensing, 2013, 5(2): 949-981.

[3] 刘畅，杨贵军，李振海，等. 融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J]. 中国农业科学，2018，51(16)：3060-3073.
LIU Chang, YANG Guijun, LI Zhenhai, et al. Estimation of winter wheat biomass based on spectral information and texture information of UAV[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(16): 3060-3073. (in Chinese)

[4] 范云豹，宫兆宁，赵文吉，等. 基于高光谱遥感的植被生物量反演方法研究[J]. 河北师范大学学报（自然科学版），2016，40(3)：267-271.
FAN Yunbao, GONG Zhaoning, ZHAO Wenji, et al. Study on vegetation biomass inversion method based on hyperspectral remote sensing[J]. Journal of Hebei Normal University (Natural Science Edition), 2016, 40(3): 267-271. (in Chinese)

[5] 王渊博，冯德俊，李淑娟，等. 基于遥感信息的农作物生物量估算研究进展[J]. 遥感技术与应用，2016，31(3)：468-475.
WANG Yuanbo, FENG Dejun, LI Shujuan, et al. Research progress of crop biomass estimation based on remote sensing information[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(3): 468-475. (in Chinese)

[6] KROSS A, MCNAIRN H, LAPEN D, et al. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 34: 235-248.

[7] 刘冰峰, 李军, 贺佳, 等. 基于高光谱植被指数的夏玉米地上干物质量估算模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3):254 - 262.
LIU Bingfeng, LI Jun, HE Jia, et al. Estimation models of above-ground dry matter accumulation of summer maize based on hyperspectral remote sensing vegetation indexes[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 254 - 262. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160336&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.036. (in Chinese)

[8] YUE J, YANG G, TIAN Q, et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 150: 226 - 244.

[9] 黄健熙, 黄海, 马鸿元, 等. 遥感与作物生长模型数据同化应用综述[J]. 农业工程学报, 2018, 34(21):144 - 156.
HUANG Jianxi, HUANG Hai, MA Hongyuan, et al. Review of data assimilation application of remote sensing and crop growth model [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(21): 144 - 156. (in Chinese)

[10] 杜鑫, 蒙继华, 吴炳方. 作物生物量遥感估算研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(11): 3098 - 3102.
DU Xin, MENG Jihua, WU Bingfang. Overview on monitoring crop biomass with remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(11): 3098 - 3102. (in Chinese)

[11] 任建强, 陈仲新, 唐华俊, 等. 基于遥感信息与作物生长模型的区域作物单产模拟[J]. 农业工程学报, 2011, 27(8): 257 - 264.
REN Jianqiang, CHEN Zhongxin, TANG Huajun, et al. Regional crop yield simulation based on crop growth model and remote sensing data [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(8): 257 - 264. (in Chinese)

[12] JIN X, KUMAR L, LI Z, et al. A review of data assimilation of remote sensing and crop models[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 92: 141 - 152.

[13] 吴蕾, 柏军华, 肖青, 等. 作物生长模型与定量遥感参数结合研究进展与展望[J]. 农业工程学报, 2017, 33(9):155 - 166.
WU Lei, BAI Junhua, XIAO Qing, et al. Research progress and prospects of combining crop growth model with quantitative remote sensing parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(9):155 - 166. (in Chinese)

[14] 陈艳玲, 顾晓鹤, 宫阿都, 等. 基于遥感信息和 WOFOST 模型参数同化的冬小麦单产估算方法研究[J]. 麦类作物学报, 2018, 38(9):121 - 130.
CHEN Yanling, GU Xiaohe, GONG Adu, et al. Estimation of winter wheat assimilation based on remote sensing information and WOFOST crop model [J]. Journal of Triticeae Crops, 2018, 38(9): 121 - 130. (in Chinese)

[15] MA G, HUANG J, WU W, et al. Assimilation of MODIS - LAI into the WOFOST model for forecasting regional winter wheat yield[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3 - 4):634 - 643.

[16] DENTE L, GIUSEPPE S, FRANCESCO M, et al. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES - Wheat model to map wheat yield[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4):1395 - 1407.

[17] WANG Y, XU X, HUANG L, et al. An improved CASA model for estimating winter wheat yield from remote sensing images [J]. Remote Sensing, 2019, 11(9): 1088.

[18] MENG J H, DU X, WU B F. Generation of high spatial and temporal resolution NDVI and its application in crop biomass estimation[J]. International Journal of Digital Earth, 2011, 6(3): 1 - 16.

[19] CHAHBI A, ZRIBI M, LILI-CHABAANE Z, et al. Estimation of the dynamics and yields of cereals in a semi-arid area using remote sensing and the SAFY growth model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(3):1004 - 1028.

[20] HADRIA R, DUCHEMIN B, JARLAN L, et al. Potentiality of optical and radar satellite data at high spatio-temporal resolutions for the monitoring of irrigated wheat crops in Morocco[J]. International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2010, 12(1):S32 - S37.

[21] PEARSON R L, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie[C]// Remote Sensing of Environment, VIII. Remote Sensing of Environment, VIII, 1972:7 - 12.

[22] CHEN J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996, 22(3):229 - 242.

[23] GITELSON A A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation[J]. Journal of Plant Physiology, 2004, 161(2):165 - 173.

[24] BARET F, GUYOT G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35(2 - 3):161 - 173.

[25] SIMS D A, GAMON J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2 - 3):337 - 354.

[26] STEDDOM K, HEIDEL G, JONES D, et al. Remote detection of rhizomania in sugar beets[J]. Phytopathology, 2003, 93(6):720 - 726.

[27] FITZGERALD G J, RODRIGUEZ D, CHRISTENSEN L K, et al. Spectral and thermal sensing for nitrogen and water status in rainfed and irrigated wheat environments[J]. Precision Agriculture, 2006, 7(4):233 - 248.

[28] DASH J, CURRAN P. Evaluation of the MERIS terrestrial Chlorophyll index[J]. Advances in Space Research, 2007, 39(1):100 - 104.

(下转第 220 页)

报, 2013, 44(7):67 - 72.
XU Jinghui, MA Xiaoyi, SALLY D Logsdon, et al. Frequency measurement of FDR based on soil dielectric spectrum in LF - UHF[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(7):67 - 72. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20130713&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.07.013. (in Chinese)
[20] YAO Y, DORETTO G. Boosting for transfer learning with multiple sources[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 1855 - 1862.
[21] 戴文渊. 基于实例和特征的迁移学习算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
DAI Wenyuan. Instance-based and feature-based transfer learning[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009. (in Chinese)
[22] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2016: 785 - 794.

(上接第 202 页)

[29] DUCHEMIN B, MAISONGRANDE P, BOULET G, et al. A simple algorithm for yield estimates: evaluation for semi-arid irrigated winter wheat monitored with green leaf area index[J]. Environmental Modelling and Software, 2008, 23(7):876 - 892.
[30] CLAVERIE M, VALERIE D, BENOIT D, et al. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124(6):844 - 857.
[31] CLAVERIE M, VALERIE D, BENOIT D, et al. Spatialization of crop leaf area index and biomass by combining a simple crop model SAFY and high spatial and temporal resolutions remote sensing data[C]//Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE, 2010.
[32] CHU W, GAO X, SOROOSHIAN S. A new evolutionary search strategy for global optimization of high-dimensional problems [J]. Information Sciences, 2011, 181(22):4909 - 4927.
[33] CHU W, GAO X, SOROOSHIAN S. A solution to the crucial problem of population degeneration in high-dimensional evolutionary optimization[J]. IEEE Systems Journal, 2011, 5(3):362 - 373.
[34] DUAN Q Y, GUPTA V K, SOROOSHIAN S. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization[J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 1993, 76(3):501 - 521.
[35] 郑阳, 吴炳方, 张淼. Sentinel - 2 数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J]. 遥感学报, 2017, 21(2):318 - 328.
ZHENG Yang, WU Bingfang, ZHANG Miao. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel - 2 data [J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(2):318 - 328. (in Chinese)
[36] 李卫国, 顾晓鹤, 王尔美, 等. 基于作物生长模型参数调整动态估测夏玉米生物量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(7): 136 - 142.
LI Weiguo, GU Xiaohe, WANG Ermei, et al. Dynamic estimation of summer maize biomass based on parameter adjustment of crop growth model[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(7): 136 - 142. (in Chinese)
[37] 牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(5): 73 - 82.
NIU Qinglin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(5): 73 - 82. (in Chinese)
[38] 张春兰, 杨贵军, 李贺丽, 等. 基于随机森林算法的冬小麦叶面积指数遥感反演研究[J]. 中国农业科学, 2018, 51(5):855 - 867.
ZHANG Chunlan, YANG Guijun, LI Heli, et al. Remote sensing inversion of winter wheat leaf area index based on random forest algorithm[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(5):855 - 867. (in Chinese)