

## 基于 WOFOST 模型与遥感数据同化的油菜估产方法

郭涛<sup>1,2</sup>, 魏静波<sup>2</sup>, 汤文超<sup>1\*</sup><sup>1</sup>南昌大学空间科学与技术研究院, 江西 南昌 330031;<sup>2</sup>南昌大学信息工程学院, 江西 南昌 330031

**摘要** 在大区域尺度实现快速、精确的作物产量估测对我国粮食安全、作物种植结构调整、进出口贸易等具有重要意义。遥感技术的发展为农业估产领域带来了新的技术和手段。以湖北省油菜为研究对象, 针对如何利用有限的地面观测数据进行大区域范围油菜产量估测的问题, 结合遥感数据和气象数据, 通过 WOFOST 模型进行数据同化, 模拟油菜生长过程中的叶面积指数(LAI)变化, 提取油菜关键生长期的 LAI, 以弥补大区域尺度数据的不足。之后, 利用 LAI 作为中间量构建基于 GF-1 WFV 数据的大区域尺度油菜估产算法。研究发现, 油菜蕾苔期和花期的综合 LAI 能够实现提前、准确的油菜产量预估, 在蕾苔期 SR 植被指数与 LAI 相关性最好, 在花期则是可见光大气阻抗(VARI<sub>green</sub>)植被指数与 LAI 相关性最好。为了验证估产算法的有效性和鲁棒性, 在阳新县进行了测试。结果表明, 与统计年鉴的产量数据相比估产误差低于 6%, 说明所提算法在大区域尺度油菜估产领域具有很强的潜力。

**关键词** 遥感; WOFOST 模型; 油菜; 高分一号卫星影像; 叶面积指数; 产量

中图分类号 P407.8

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213003

## Oilseed Rape Yield Estimation Based on the WOFOST Model and Remote Sensing Data

Guo tao<sup>1,2</sup>, Wei jingbo<sup>2</sup>, Tang wenchao<sup>1\*</sup><sup>1</sup>Institute of Space Science and Technology, Nanchang University, Nanchang 330031, Jiangxi, China;<sup>2</sup>School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, Jiangxi, China

**Abstract** Achieving rapid and accurate crop yield estimation on a large regional scale is significant for China's food security, crop planting structure adjustment, and import and export trade. Oilseed rape is one such commodity in high demand for both national and global consumptions. The development of remote sensing technology has brought new innovations to agricultural yield estimation. Research on oilseed rape in Hubei province sought effective, practical use of limited ground observation data to estimate its yield in a large area. By combining remote sensing data and meteorological data, changes in leaf area index (LAI) during growth and key growth periods are simulated through WOFOST model. The results were used to build a large regional rape yield estimation algorithm based on GF-1 WFV data. The study found that the comprehensive LAI of rape bud moss stage and flowering stage can achieve early, accurate prediction of rape yield. In the bud moss stage, the SR vegetation index showed the best correlation with LAI whereas in the flowering stage, the visible light atmospheric impedance (VARI<sub>green</sub>) vegetation index has the best correlation with LAI. The yield estimation algorithm was then tested in Yangxin county to verify its effectiveness and robustness. Results show the yield estimation error is <6% in contrast to the yield data in the statistical yearbook, indicating that the proposed algorithm has potential usability in large regional scale rape yield estimation.

**Key words** remote sensing; WOFOST model; oilseed rape; GF-1 WFV; leaf area index; yield

## 1 引言

在大区域尺度实现快速、精确的作物产量估测, 对我国制定粮食政策、进行粮食价格宏观调控、实现乡村振兴以及进出口贸易等都具有重要意义<sup>[1]</sup>。与传

统费时、费力且仅适用于小区域的农学预报、统计预报、气象统计相比, 具有宏观、动态和快速等特点的遥感技术能够更好地进行作物长势监测、产量预测。

遥感估产的方法主要有 2 种:

1) 半经验方法, 主要是建立遥感数据与作物产量

收稿日期: 2021-11-19; 修回日期: 2022-02-17; 录用日期: 2022-03-03; 网络首发日期: 2022-03-13

通信作者: \*supersoupwin@163.com

间的经验模型<sup>[2-3]</sup>。赵文亮等<sup>[4]</sup>基于MODIS-NDVI数据分析河南省18个地市冬小麦产量、播种面积的时间变化特征,建立冬小麦估产模型,平均相对误差小于7%;吴琼等<sup>[5]</sup>在大豆不同生长期测定地上部生物量和叶面积指数(LAI)与对应的高光谱数据构建经验模型,该实验表明综合3个生长期的估产模型效果最优;Maresma等<sup>[6]</sup>利用无人机获取玉米的光谱信息构建产量和施氮水平的估产模型,结果表明WDRVI指数效果最好。这种通过经验模型进行估产的方法,模型简单、应用方便快捷,但往往只适用于建模的区域,难以推广应用于其他区域。

2) 以遥感数据为输入参数,通过作物生长模型模拟作物产量。作物生长模型<sup>[7]</sup>是根据一系列作物参数、土壤数据、作物管理数据以及气象数据等,运用数学模型量化描述作物光合生产、呼吸、蒸腾、干物质生成与分配等机理过程,同时考虑大气-植被-土壤之间交互作用的模型。根据作物生长过程的主要驱动因子,可将作物模型分为光能驱动模型(CERES模型、APES模型)、土壤水分驱动模型(AquaCrop模型、SWAP模型等)、大气CO<sub>2</sub>驱动模型(SUROS模型、WOFOST模型)和综合因子驱动模型(DSSAT模型、APSIM模型)<sup>[8]</sup>。其中,WOFOST模型在遥感作物估产研究中应用广泛。WOFOST模型<sup>[9]</sup>是由世界粮食研究中心(CWFS)和荷兰瓦赫宁根大学共同开发的,已广泛应用于产量预测<sup>[10]</sup>、气候变化观测<sup>[11]</sup>和遥感数据同化<sup>[12]</sup>等方向。WOFOST模型模拟作物生长的主要过程有物候发育、CO<sub>2</sub>同化、蒸腾作用、呼吸作用、干物质积累和分配等。这种以农学模型为基础的估产方法能很好地描述作物的发育情况,但通常需要大量输入参数,数据获取难度高。目前,结合作物生长模型和遥感观测的各自优势,利用时空连续的卫星观测数据以及气象等辅助数据通过数据同化的方法将遥感信息融合到作物生长模型中,是遥感估产的新研究方向<sup>[13]</sup>。

油菜是我国温带地区的主要经济作物之一,其副产品可用于食品、生物燃料和医药等方面<sup>[14]</sup>。它有不同的发育阶段,如苗期、蕾苔期、开花期、荚果期等,这些阶段的光谱各不相同,特别是在开花期,整个冠层出现明显的黄色花朵<sup>[15]</sup>,这种生长发育特点增加了通过植被指数模型预测产量的不确定性。本文旨在探索如何利用有限的地面观测数据,进行大区域范围的油菜产量估测,主要包括:1)开发一种基于WOFOST模型与遥感数据同化的油菜估产算法;2)通过高精度的油菜提取算法估算县、市域尺度的油菜产量;3)验证所提算法的可靠性。

## 2 数据与方法

### 2.1 研究区域

湖北是油菜种植大省,平均年产量在210万吨以上。湖北省位于我国中部,地跨北纬29°01′53″~

33°6′47″、东经108°21′42″~116°07′50″,如表1所示。其中,大部分地区为亚热带季风气候,雨量充足,气候适宜,有着非常好的油菜种植优势<sup>[15]</sup>。且近几年,油菜种植面积都在 $8.3 \times 10^5 \text{ hm}^2$  ( $1 \text{ hm}^2 = 10^4 \text{ m}^2$ )以上,占全国油菜种植面积的1/6。因此,本研究选择在湖北省黄石市阳新县开展县域尺度的油菜产量估测,且采用的地面实测数据来源于武穴市华中农业大学作物试验研究基地(北纬30°6′43″、东经115°35′22″)<sup>[16]</sup>。该基地油菜小区分为48个大小大致相同的地块,分别施以8种不同水平的氮肥(0、45、90、135、180、225、270、360 kg/hm<sup>2</sup>),如图1所示。数据的采集时间是从2014年9月—2015年5月,一个完整的油菜生长周期。

表1 研究区域与气象站点位置

Table 1 Study area and weather station locations

Study area	Weather station location
Zhongxiang	N31°6′00″, E112°20′24″
Macheng	N31°6′36″, E115°0′36″
Jianli	N29°30′00″, E112°32′24″
Jiayu	N29°35′24″, E113°33′00″
Jingzhou	N30°12′36″, E112°5′23″
Yangxin	N29°30′36″, E115°7′11″

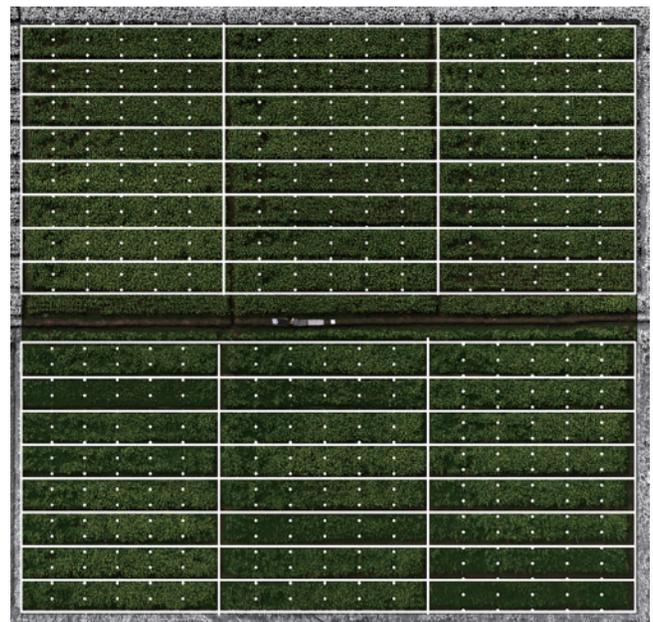


图1 地面实验小区

Fig. 1 Ground test plot

### 2.2 数据采集

本研究使用的遥感数据集由24张GF-1 WFV影像组成。其中,14幅影像用于构建模型算法,并根据阳新县历年(2015年—2020年,2017年影像云量过多无法使用)的10幅图像进行算法验证。表2、表3列出了这些图像的信息摘要。油菜的物候资料来源于湖北省气象站,2017年前30天嘉鱼县气象站数据示例信息如表4所示。日值气象数据来源于中国气象数据网

表 2 用于模型构建的 GF-1 WFV 影像信息

Table 2 GF-1 WFV image information for model construction

Coverage area	Number of images
Jingzhou	4
Macheng	2
Zhongxiang	2
Wuxue	2
Jiayu	4

(<http://data.cma.cn>), 气象站数据的选择是根据与地面实验小区临近县市具有类似气候条件的站点进行的。油菜种植面积和产量统计年鉴数据是从国家统计局和湖北省统计局下载的。

在本研究中, LAI 由 LAI-2200C 植物冠层分析仪确定。在油菜的 4 个关键生长期, 对所有 48 个油菜区块进行 LAI 测量, 每个区块测量 6 次, 取平均值作为区块的 LAI。油菜小区于 2015 年 5 月 5 日收获, 在每个区块中, 切割一半的地上植物材料(约 15 m<sup>2</sup>)用以对最

表 3 用于模型验证的阳新县 GF-1 WFV 影像信息

Table 3 GF-1 WFV image information of Yangxin County for model validation

Get time	Growth period
2015-01-22	bolting stage
2015-03-12	flowering stage
2016-02-03	bolting stage
2016-03-19	flowering stage
2018-02-06	bolting stage
2018-03-28	flowering stage
2019-01-17	bolting stage
2019-04-01	flowering stage
2020-01-29	bolting stage
2020-03-18	flowering stage

终产量进行破坏性测量, 地块产量计算用种子总质量与地面面积的比值来表示。

表 4 2017 年前 30 天嘉鱼县气象站数据信息

Table 4 Data information of weather station in Jiayu county in the first 30 days of 2017

Year	Day	Minimum temperature /°C	Maximum temperature /°C	Average air pressure /Pa	Sunshine time /h	Rainfall /mm	Average wind speed /((m·s <sup>-1</sup> ))
2017	1	5.2	9.8	10152	1.9	0	15
2017	2	6.7	8.6	10158	2.5	3.7	14
2017	3	3.3	6.7	10202	3.2	13.5	13
2017	4	-0.3	3.3	10187	3.6	35.1	16
2017	5	-1.2	1.3	10192	2.3	0	29
2017	6	1.1	2.5	10140	3.2	4.4	24
2017	7	-0.7	1.7	10152	2.8	1.3	24
2017	8	-0.5	7	10210	3.4	0.1	22
2017	9	-2	10.1	10217	4.2	0	22
2017	10	-1.3	10.7	10237	2.2	0	27
2017	11	-1.2	10.8	10253	2.8	0	20
2017	12	-2	9.2	10257	3	0	16
2017	13	0.5	8.8	10212	2.6	0	23
2017	14	2	13.8	10165	2	0	28
2017	15	3.4	10.4	10126	1.5	0	23
2017	16	5.8	9	10115	1.7	2.2	25
2017	17	4.9	12	10115	2.1	0	9
2017	18	4	9	10152	2.6	0	17
2017	19	4.8	7	10175	1.8	2.8	20
2017	20	5.2	7.7	10148	0.7	3.8	25
2017	21	6.1	7.4	10130	2.1	12.1	15
2017	22	3.7	12.5	10122	2.8	0	27
2017	23	3.9	8.5	10139	4	0	26
2017	24	2.2	4	10146	4.3	7.4	27
2017	25	-1.8	2.2	10177	4.8	14	17
2017	26	-2.5	-0.9	10232	3.7	3.4	23
2017	27	-2.8	-0.8	10185	3.6	11.5	18
2017	28	-3.8	-1.3	10225	2.9	0.8	23
2017	29	-5.6	1.2	10248	1.6	0	32
2017	30	-5.4	2.8	10215	2.2	0	28

### 3 分析与讨论

#### 3.1 油菜不同生长期 LAI 与产量的关系

根据已有研究基础<sup>[15,17]</sup>,油菜在旺盛生长时期的 LAI 与最终的产量存在着一定的关联。因此,对油菜 4 个不同生长期的地面 LAI 测量数据与产量进行相关性分析,结果如表 5 所示。从表 5 可以发现,油菜蕾苔期和荚果期的 LAI 与产量密切相关,决定系数  $R^2$  高于 0.7,苗期 LAI 与产量之间的相关性较低。由于荚果期 LAI 的值是由油菜冠层荚果贡献的,而荚果的量直接决定油菜最终的产量,所以荚果期 LAI 与产量相关性最高 ( $R^2=0.84$ ),但在这个时期距离收获时间大约仅

表 5 油菜 4 个生长期 LAI 估算产量的决定系数  $R^2$  和标准误差 (SE)

Table 5 Coefficient of determination  $R^2$  and standard error (SE) of estimated yield of rapeseed LAI in the four growing periods

Index	Seedling stage	Bolting stage	Flowering stage	Pod stage	Bolting stage+flowering stage
$R^2$	0.21	0.70	0.59	0.84	0.72
SE / (kg·hm <sup>-2</sup> )	764	475	561	352	424

从以上实验分析可知,利用遥感手段实现提前、准确预测油菜产量,LAI 值可以作为一个关键量。因此,如何在区域尺度获取准确有效的 LAI 值是本研究的主要目标之一。

#### 3.2 WOFOST 模型与遥感数据同化

为了实现在大区域尺度获取准确有效的 LAI,本研究采用 WOFOST 模型与遥感数据同化的方式来弥补大区域尺度 LAI 数据量的不足。WOFOST 模型能够直接模拟作物的 LAI,在对模型的解释中,关于 LAI 的计算是根据不同部位(叶、茎、果实)对 LAI 的贡献进行累加计算的,这也非常符合油菜生长过程中不同生长期冠层不断变化的特征。此外,作物模型参数众多且有些参数获取代价大、标定困难,而 WOFOST 模型是一种通用模型,通过定制不同的参数可以模拟不同种类的作物,具有很强的适用性。WOFOST 模型主要的参数在诸多文章中已经通过地面实验和遥感数据同化等方式在不同气象、土壤和管理条件下进行了比较充分的标定,能够通过设置默认值或取值范围在一定程度上提高模拟的精度<sup>[12]</sup>。针对本研究基本采用公开数据集的情况,只需要对模型的核心参数进行标定即可。

WOFOST 模型输入的气象参数有日最高温度、日最低温度、平均气压、日平均风速、日总辐射和降雨量。本次选取的气象站点数据有荆州、嘉鱼、麻城、天门、监利、钟祥、武穴等站点在 2014 年—2018 年的数据。气象数据每日获取的数据中不包含日总辐射。日总辐射数据的获得可通过对每日气象数据中的日照时长进行转换。MODIS LAI 数据来源于 <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/>,本实验使用的是 MODIS MCD15A3H 数据,其对应时间为油菜种植生长时期(10 月—下一年 5 月底)。使用的 MODIS 数据需要进行重投影<sup>[18]</sup>。对 LAI 进行

剩一个月,进行油菜产量评估已经太晚。此外,蕾苔期和开花期综合的 LAI 与产量之间存在显著关系,这是因为在蕾苔期油菜正处于旺盛的生长时期,具有几乎最大的植物绿度和光合能力,表征着油菜的潜在产量。虽然在花期油菜花冠层呈现明显的亮黄色,一定程度上混淆了花和叶子的光谱影像最终的相关性,但花的数量与最终荚果的数量直接相关<sup>[21]</sup>。因此,为了达到提前、准确预测产量的目的,采用逐步回归的方法,利用蕾苔期和开花期的 LAI 构建模型:

$$Y_{\text{yield}} = 581.82 \times L_{\text{bolting}} + 91.47 \times L_{\text{flowering}} - 63.10, \quad (1)$$

式中:  $Y_{\text{yield}}$  为最终油菜产量;  $L_{\text{bolting}}$  为蕾苔期油菜 LAI 值;  $L_{\text{flowering}}$  为花期油菜 LAI 值。

提取前,先结合 google earth 影像和 GF-1 影像确定所选地区是否为油菜种植区,并且该种植区是否位于气象站点附近,满足条件则将此设为定位点。确定油菜范围后,将 MODIS LAI 数据按照时间顺序叠加,在各像元上生成对应的 LAI 时间序列曲线。为保证时序曲线的有效提取,设定范围一般是定位点附近的  $3 \times 3$  个像素点。MODIS MCD15A3H 的影像时间间隔为 4 天<sup>[19]</sup>,数据会由于气候等条件出现极端点,为使其曲线更为平滑、准确,对提取的 LAI 曲线进行插值、平滑处理,本研究采用 SAVITZKY-GOLAY 平滑滤波器对时序曲线进行平滑处理<sup>[20]</sup>。最后将得出的 LAI 时序曲线作为 WOFOST 模型调参的辅助数据。

本研究采用查找表优化算法通过 LAI 将 WOFOST 模型与遥感数据同化,LAI 的优化函数定义为

$$M = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left( \frac{L_{\text{si}} - L_{\text{re}}}{L_{\text{re}}} \right)^2 / n}, \quad (2)$$

式中:  $L_{\text{si}}$  和  $L_{\text{re}}$  分别表示模拟 LAI 和真实数据 LAI (MODIS-LAI);  $n$  表示生长的日期。  $M$  最小时,真实 LAI 数据与模拟 LAI 数据的差异最小。本研究利用已有实验田 LAI 数据以及 MODIS LAI 数据对 WOFOST 模型参数进行调参,实现 WOFOST 模型的本地化,将最终参数输入模型得到气象站点附近油菜的 LAI 生长曲线。图 2 为 2015 年荆州市站点 LAI 同化结果。

基于以上实验,可以通过 WOFOST 模型与遥感数据同化的方式来获取大尺度的 LAI 数据作为油菜产量估测的中间量。因此,本研究的油菜估产流程包括: 1) 在数据采集和预处理的基础上,构建 LAI 与产量的经验关系模型; 2) 利用 WOFOST 模型同化遥感信息,

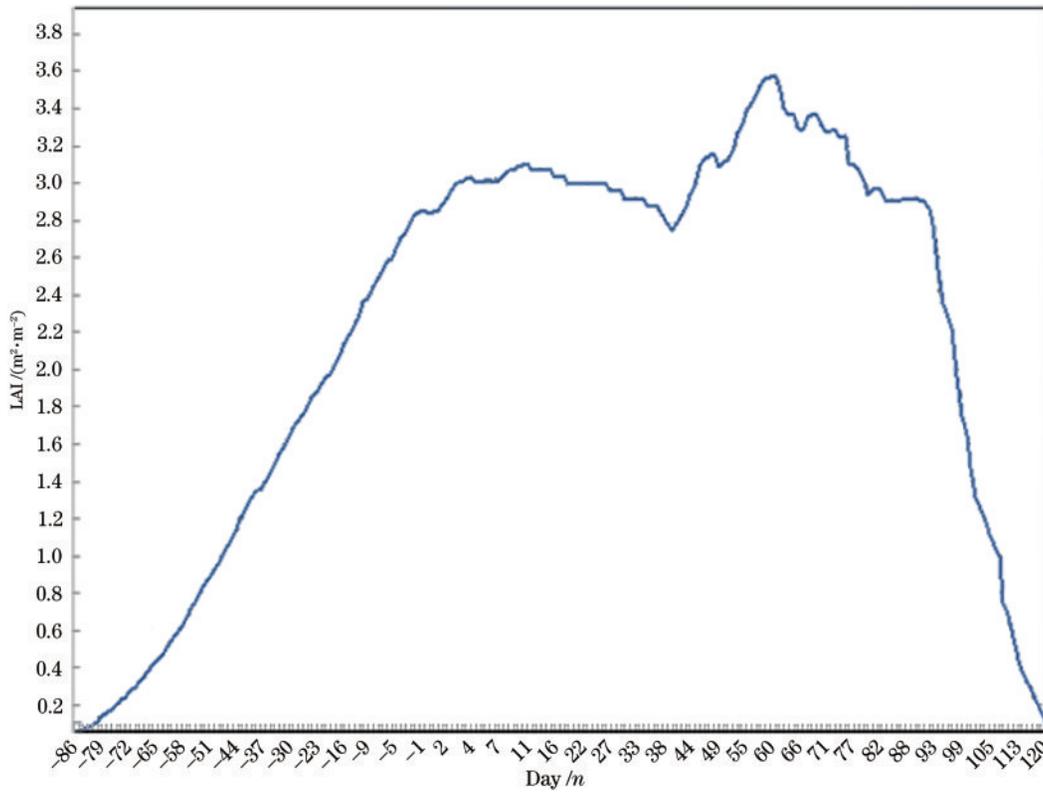


图2 2015年荆州市站点LAI同化结果

Fig. 2 LAI assimilation results of Jingzhou city in 2015

获得准确的时间序列 LAI; 3) 在大区域尺度上构建 LAI 与 GF-1 多光谱影像数据的反演模型, 以 LAI 为中间量实现大区域尺度油菜估产的策略。

为了验证算法的有效性, 以湖北省黄石市阳新县为验证区域, 使用优化金字塔残差网络对阳新县油菜种植面积进行高精度提取, 通过与统计年鉴数据进行比对验证算法的有效性。

### 3.3 大区域尺度 LAI 估算方法

以蕾苔期和开花期的 LAI 作为中间量, 使用 GF-1 WFV 数据在大区域尺度估算 LAI, 从而对产量进行远程估测。其中, 用于建模的 LAI 值来源于 WOFOST 模型的同化结果。研究中所用的植被指数由 GF-1 多光谱波段构建, 如表 6 所示, 其中:  $\rho_{\text{NIR}}$  表示近红外波段反射率;  $\rho_{\text{red}}$  表示红光波段反射率;  $\rho_{\text{green}}$  表示绿光波段反射率; NDVI、 $\text{VARI}_{\text{green}}$ 、MSAVI、EVI2、SR 分别表示归一化植被指数、可见光大气阻抗植被指数、修正型土壤调节植被指数、增强植被指数、比值植被指数。表 7 为植被指数与 LAI 的关系, 从表 7 可以发现, 5 种表征植被绿度的植被指数在蕾苔期均与 LAI 显著相关,  $R^2$  均超过 0.69, 其中 NDVI、SR 与 LAI 具有非线性关系。结果显示, SR 指数与 LAI 的相关性最高,  $R^2$  达到 0.82, 可作为蕾苔期 LAI 的反演模型。在开花期, 只有  $\text{VARI}_{\text{green}}$  与 LAI 显著相关,  $R^2$  为 0.77, 其他指数与 LAI 的相关性均不高。这是因为当油菜处于开花期时, 冠层会出现明显的黄色花朵, 此时的冠层光谱是花和叶子的混合光谱,  $\text{VARI}_{\text{green}}$  此时可能是因为该指数

表 6 研究所用的植被指数

Table 6 Vegetation index used in study

Vegetation index	Formula
NDVI	$(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{red}}) / (\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{red}})$
$\text{VARI}_{\text{green}}$	$(\rho_{\text{green}} - \rho_{\text{red}}) / (\rho_{\text{green}} + \rho_{\text{red}})$
MSAVI	$[2R_{\text{NIR}} + 1 - \sqrt{(2R_{\text{NIR}} + 1)^2 - 8(R_{\text{NIR}} - R_{\text{red}})}] / 2$
EVI2	$2.5 \times (\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{red}}) / (1 + \rho_{\text{NIR}} + 2.4 \times \rho_{\text{red}})$
SR	$\rho_{\text{NIR}} / \rho_{\text{red}}$

突出了绿波段信息, 并且花的黄颜色更接近绿波段, 所以与 LAI 相关性更优。因此, 在花期选择  $\text{VARI}_{\text{green}}$  进行 LAI 的反演。

### 3.4 算法验证

#### 3.4.1 基于金字塔瓶颈残差网络的油菜种植面积提取

本研究采用基于金字塔瓶颈残差网络优化算法进行油菜种植面积的提取<sup>[21-22]</sup>。金字塔瓶颈残差网络是一个深度为 30 层的神经网络, 其网络层结构包括输入卷积层、金字塔模块 (3 个)、池化层、全连接层。3 个金字塔残差单元组成 1 个金字塔模块。在每一次池化层后连接 1 个金字塔模块对特征图进行下采样并形变成整形向量, 以便输入最后的全连接层实现对图像的分类。作为输入的多波段图像块的尺寸设置为  $27 \times 27$ , 使用梯度下降法进行优化, 训练重复 200 次, 训练结果如图 3 所示。

表 7 植被指数&LAI  
Table 7 Vegetation index and LAI

Inversion model	Vegetation index	Decisive factor $R^2$	Period
NDVI	$y = -2.1076x^2 + 4.6991x + 1.4882$	0.7498	bolting stage
VARI <sub>green</sub>	$y = 3.6302x + 2.9215$	0.6917	bolting stage
MSAVI	$y = 2.8876x + 1.3787$	0.746	bolting stage
EVI	$y = -1.0104x^2 + 2.9926x + 1.4482$	0.7602	bolting stage
SR	$y = -0.2229x^2 + 1.7857x + 0.1191$	0.8209	bolting stage
NDVI	$y = 5.3612x^2 - 4.5728x + 4.3207$	0.1384	flowering stage
VARI <sub>green</sub>	$y = -61.405x^2 + 19.333x + 2.7307$	0.7708	flowering stage
MSAVI	$y = 14.342x^2 - 18.852x + 9.5592$	0.154	flowering stage
EVI	$y = 0.7645x + 2.6508$	0.1282	flowering stage
SR	$y = -0.0384x^2 + 0.5389x + 2.0373$	0.1508	flowering stage

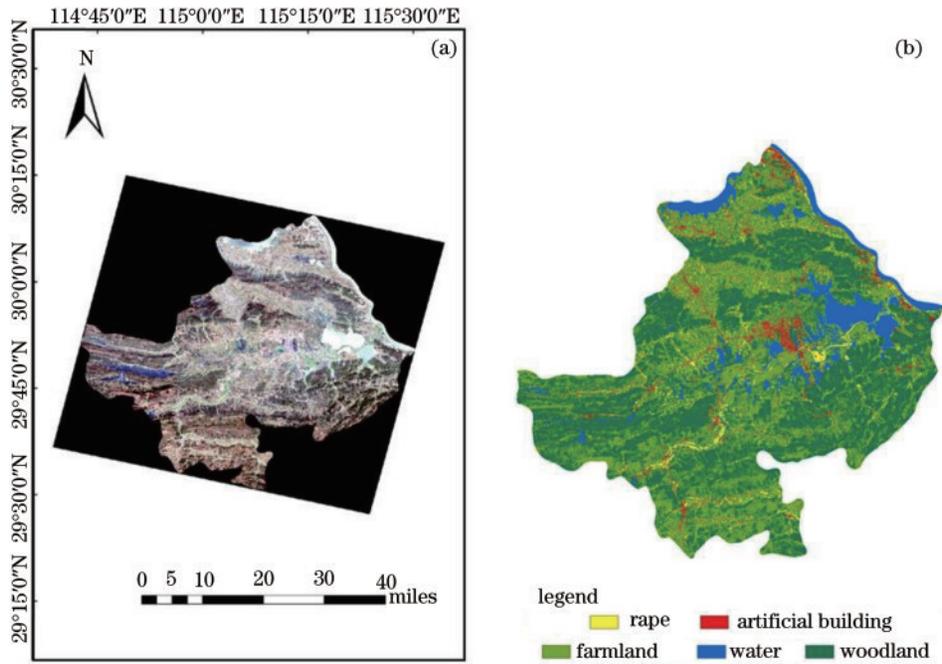


图 3 2019 年 GF-1 WFV 影像阳新县地物分类结果。(a)2019 年 4 月阳新县 GF-1 WFV 影像;(b)基于金字塔瓶颈残差网络的 GF-1 WFV 影像地物分类结果

Fig. 3 Classification results of GF-1 WFV image in Yangxin county in 2019. (a) GF-1 WFV image of Yangxin county in April 2019; (b) classification results of GF-1 WFV images based on pyramidal bottleneck residual network

3.4.2 阳新县研究区典型农作物油菜产量估测研究

最终,本研究通过以下步骤进行快速油菜产量估测:1)下载 GF-1 WFV 数据(云量较少、包含油菜的蕾苔期和花期数据),进行数据预处理;2)在油菜花期影像中,利用金字塔残差网络提取油菜的类别;3)通过

LAI 估算模型公式计算蕾苔期和花期各像素油菜 LAI 值,再通过估产算法公式计算产量值;4)根据 GF-1 影像中县域范围内油菜的种植区域、单位像素的面积、单位面积的产量得到该地区当年的油菜总产量。

LAI 估算模型,

$$\begin{cases} L_{bolting} = -0.2229 \times R_{SR}^2 + 1.7857 \times R_{SR} + 0.1191 \\ L_{flowering} = -61.405 \times V_{green}^2 + 19.333 \times V_{green} + 2.7307 \end{cases} \quad (3)$$

估产算法,

$$Y_{yield} = 581.82 \times (-0.2229 \times R_{SR}^2 + 1.7857 \times R_{SR} + 0.1191)_{bolting} + 91.47 \times (-61.405 \times V_{green}^2 + 19.333 \times V_{green} + 2.7307)_{flowering} - 63.10, \quad (4)$$

式中: $L_{bolting}$  为蕾苔期油菜 LAI 值; $R_{SR}$  为蕾苔期 GF-1 影像 SR 植被指数; $L_{flowering}$  为花期油菜 LAI 值; $V_{green}$  为

花期 GF-1 影像 VARI<sub>green</sub> 植被指数; $Y_{yield}$  为最终油菜产量。

通过基于金字塔瓶颈残差的优化网络提取油菜的种植面积,本研究可以实现在县、市域尺度的油菜估产。为了验证所提算法的有效性,选择地面实验区的临近县市——湖北省黄石市阳新县对模型的有效性、鲁棒性进行验证。采用 2015、2016、2018、2019、2020 年阳新县油菜蕾苔期和花期的 GF-1 WFV 数据进行县域尺度的油菜估产,并与统计年鉴数据进行对比,结

果如表 8 和图 4、5 所示。结果表明基于金字塔瓶颈残差的优化网络算法能够较为准确地提取油菜的种植面积。由于验证数据 2015、2016 年影像部分区域存在少量薄云,光谱数据混淆,不但影响油菜提取的精度,也使得估产算法中所用的植被指数存在误差,影响最终的估产结果。总体而言,该算法估算误差低于 6%,能够有效地实现县域大尺度的油菜产量估测。

表 8 油菜产量估测结果与统计年鉴对比

Table 8 Comparison of rapeseed yield estimated results and statistical yearbook

Year	Illustrated data /km <sup>2</sup>	Classification data /km <sup>2</sup>	Illustrated output /t	Forecast output /t	Error rate total output /%
2015	16.82	17.36	32393	34142.53	5.4
2016	16.44	15.67	33372	31420.02	-5.8
2018	15	15.48	35397	36037.11	1.7
2019	17.66	18.16	37086	36064.74	2.7
2020	18.3	17.67	39622	41210.17	4.0

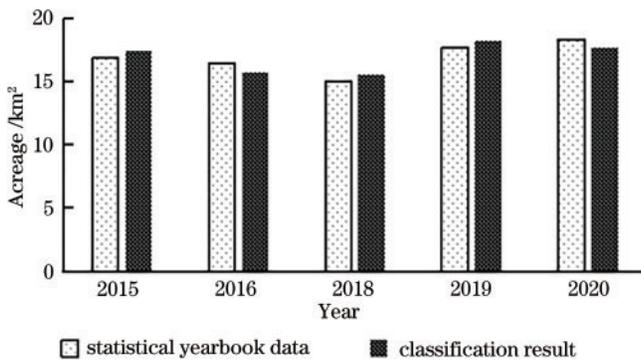


图 4 油菜提取结果与统计年鉴对比

Fig. 4 Comparison of rape extraction results and statistical yearbook

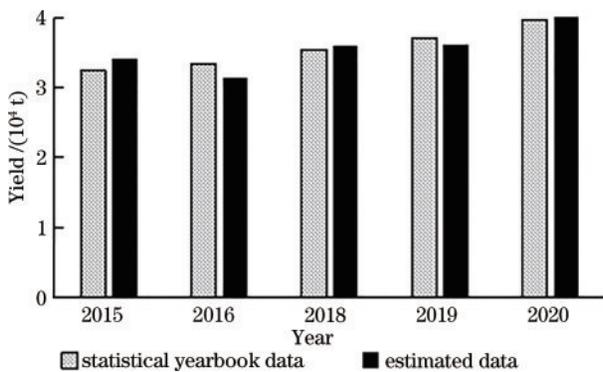


图 5 油菜估产结果与统计年鉴对比

Fig. 5 Comparison of rapeseed yield estimation results and statistical yearbook

## 4 结 论

本研究开发了一个能够实现大区域尺度的油菜估产算法,结合遥感数据和气象数据,利用 WOFOST 模型,通过数据同化,模拟油菜生长过程中的 LAI 变化,提取作物关键生育期的 LAI,弥补在大区域尺度

数据的不足。1)在地面实验中,发现蕾苔期和花期的综合 LAI 能够实现提前、较准确的油菜产量预估;2)利用 GF-1 WFV 数据构建的 LAI 反演模型能够将 LAI 作为中间量实现大范围尺度的油菜估产。本研究测试了几种常用的植被指数后,发现在蕾苔期 SR 植被指数与 LAI 相关性最好。然而在花期由于冠层出现花的原因,  $VARI_{green}$  植被指数与 LAI 相关性最优。最终利用覆盖油菜蕾苔期和花期的 GF-1 WFV 数据结合高精度的分类结果,能够实现油菜产量的大范围估测。

为了验证估产算法的有效性和鲁棒性,在阳新县进行了实验,利用高分数据,选择金字塔瓶颈残差网络作为分类方法,对阳新县 2015 年—2020 年油菜面积进行提取,之后运用所提算法估算阳新县每年的油菜总产量。实验结果表明,所提估产算法结果与统计年鉴的相比误差低于 6%,表明该算法在实现大区域尺度油菜估产方面具有很强的潜力。未来,将利用更多遥感数据 (Sentinel-2、GF-2) 对更多的区域 (湖北省其他地市、其他省市) 进行算法的测试及优化,基于多源遥感数据实现高精度、大区域的油菜估产,为我国粮食估产领域提供新的技术支撑。

## 参 考 文 献

- [1] 洪昕. 作物产量预测的遥感方法[J]. 农业与技术, 2019, 39(16): 47-49.  
Hong X. Remote sensing method for crop yield prediction [J]. Agriculture and Technology, 2019, 39(16): 47-49.
- [2] Du M M, Noguchi N. Monitoring of wheat growth status and mapping of wheat yield's within-field spatial variations using color images acquired from UAV-camera system [J]. Remote Sensing, 2017, 9(3): 289.
- [3] 张立元, 牛亚晓, 韩文霆, 等. 大田玉米水分胁迫指数经验模型建立方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(5):

- 233-239.  
Zhang L Y, Niu Y X, Han W T, et al. Establishing method of crop water stress index empirical model of field maize[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 233-239.
- [4] 赵文亮, 贺振, 贺俊平, 等. 基于 MODIS-NDVI 的河南省冬小麦产量遥感估测[J]. 地理研究, 2012, 31(12): 2310-2320.  
Zhao W L, He Z, He J P, et al. Remote sensing estimation for winter wheat yield in Henan based on the MODIS-NDVI data[J]. Geographical Research, 2012, 31(12): 2310-2320.
- [5] 吴琼, 齐波, 赵团结, 等. 高光谱遥感估测大豆冠层生长和籽粒产量的探讨[J]. 作物学报, 2013, 39(2): 309-318.  
Wu Q, Qi B, Zhao T J, et al. A tentative study on utilization of canopy hyperspectral reflectance to estimate canopy growth and seed yield in soybean[J]. Acta Agronomica Sinica, 2013, 39(2): 309-318.
- [6] Maresma Á, Ariza M, Martínez E, et al. Analysis of vegetation indices to determine nitrogen application and yield prediction in maize (*Zea mays* L.) from a standard UAV service[J]. Remote Sensing, 2016, 8(12): 973.
- [7] 潘海珠. 基于作物多模型遥感数据同化的区域冬小麦生长模拟研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2020.  
Pan H Z. Winter wheat growth simulation based on multiple crop models and remote sensing data assimilation [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2020.
- [8] 程志强, 蒙继华. 作物单产估算模型研究进展与展望[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(4): 402-415.  
Cheng Z Q, Meng J H. Research advances and perspectives on crop yield estimation models[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(4): 402-415.
- [9] 孙琳丽, 侯琼, 马玉平, 等. WOFOST 模型在内蒙古河套灌区模拟玉米生长全程的适应性[J]. 生态学杂志, 2016, 35(3): 800-807.  
Sun L L, Hou Q, Ma Y P, et al. Adaptability of WOFOST model to simulate the whole growth period of maize in Hetao irrigation region of Inner Mongolia[J]. Chinese Journal of Ecology, 2016, 35(3): 800-807.
- [10] Eitzinger J, Trnka M, Hösch J, et al. Comparison of CERES, WOFOST and SWAP models in simulating soil water content during growing season under different soil conditions[J]. Ecological Modelling, 2004, 171(3): 223-246.
- [11] Eitzinger J, Thaler S, Schmid E, et al. Sensitivities of crop models to extreme weather conditions during flowering period demonstrated for maize and winter wheat in Austria[J]. The Journal of Agricultural Science, 2013, 151(6): 813-835.
- [12] Huang J X, Sedano F, Huang Y B, et al. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 216: 188-202.
- [13] Dorigo W A, Zurita-Milla R, de Wit A J W, et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2007, 9(2): 165-193.
- [14] Wittkop B, Snowdon R J, Friedt W. Status and perspectives of breeding for enhanced yield and quality of oilseed crops for Europe[J]. Euphytica, 2009, 170(1): 131-140.
- [15] Fang S H, Tang W C, Peng Y, et al. Remote estimation of vegetation fraction and flower fraction in oilseed rape with unmanned aerial vehicle data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 416.
- [16] 汤文超. 无人机多光谱影像油菜估产方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2016.  
Tang W C. Remote estimation of yield in oilseed rape with unmanned aerial vehicle data[D]. Wuhan: Wuhan University, 2016.
- [17] Peng Y, Zhu T E, Li Y C, et al. Remote prediction of yield based on LAI estimation in oilseed rape under different planting methods and nitrogen fertilizer applications[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 271: 116-125.
- [18] Busetto L, Ranghetti L. MODISrsp: an R package for automatic preprocessing of MODIS Land Products time series[J]. Computers & Geosciences, 2016, 97: 40-48.
- [19] Wu J S, Fu G. Modelling aboveground biomass using MODIS FPAR/LAI data in alpine grasslands of the Northern Tibetan Plateau[J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9(2): 150-159.
- [20] Jönsson P, Eklundh L. TIMESAT: a program for analyzing time-series of satellite sensor data[J]. Computers & Geosciences, 2004, 30(8): 833-845.
- [21] 何超琦, 魏静波, 汤文超. 基于金字塔瓶颈残差网络优化算法的多光谱影像分类[J]. 测绘地理信息, 2021, 46(S1): 221-226.  
He C Q, Wei J B, Tang W C. Multi-spectral image classification based on pyramid bottleneck residual network optimization algorithm[J]. Journal of Geomatics, 2021, 46(S1): 221-226.
- [22] Paoletti M E, Haut J M, Fernandez-Beltran R, et al. Deep pyramidal residual networks for spectral-spatial hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(2): 740-754.