

# 基于 CNN-LSTM 模型的豫北地区冬小麦产量预测

瞿建华, 安婷婷, 鄢俊洁, 申乾荣

(中国气象局北京华云星地通科技有限公司, 北京 100081)

**摘要:**为探究利用遥感技术和深度学习方法实现大范围内冬小麦产量早期准确预测的可行性,以中国豫北地区为研究区域,将2013—2022年冬小麦返青到成熟期内的归一化差值植被指数、气温、日照时数和降水量作为特征参数,结合县域单产数据构造旬尺度的冬小麦估产数据集,利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)-长短期记忆(long short-term memory, LSTM)构建可提前估产的冬小麦混合神经网络(CNN-LSTM)模型,并通过对不同生育时期 CNN-LSTM 估产模型逐个训练,比较其早期估产能力,以筛选最优估产模型。结果表明,返青—成熟期 CNN-LSTM 模型具有较强的鲁棒性,五折交叉验证的平均决定系数( $R^2$ )和平均均方根误差(RMSE)分别为 0.86 和 402.76 kg·hm<sup>-2</sup>,较对应的 LSTM 模型估产精度大幅提升,平均  $R^2$  和 RMSE 分别升高 0.18 和降低 188.05 kg·hm<sup>-2</sup>。返青—成熟期 CNN-LSTM 估产模型稳定性和泛化能力均较优,2022 年测试集估产的  $R^2$ 、RMSE 和平均绝对百分比误差(MAPE)分别为 0.91、337.25 kg·hm<sup>-2</sup> 和 4.25%。在豫北 32 个县(区)中,75% 的县(区)产量预测相对误差小于 5%,21.875% 的县(区)产量预测相对误差在 5%~10% 之间,仅林州市一个县(区)产量预测相对误差在 15%~20% 之间。CNN-LSTM 估产模型具有早期估产能力,抽穗—扬花期 CNN-LSTM 估产模型  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.83 和 431.98 kg·hm<sup>-2</sup>,该模型有能力提前 1 个月实现冬小麦产量的预测。因此,利用 CNN-LSTM 模型可建立稳定且准确的冬小麦估产模型,从而为农业决策提供有力支持。

**关键词:** 冬小麦;卷积神经网络;长短期记忆;估产模型;河南省北部

中图分类号:S512.1;S311

文献标识码:A

文章编号:1009-1041(2025)12-1699-12

## Winter Wheat Yield Prediction in Northern Henan Province Based on CNN-LSTM Model

QU Jianhua, AN Tingting, YAN Junjie, SHEN Qianrong

(Beijing Huayun shinetek Technologies Co. LTO., China Meteorological Administration, Beijing 100081, China)

**Abstract:** To explore the feasibility of using remote sensing technology and deep learning methods to achieve early and accurate prediction of winter wheat yield on a large scale, the northern Henan region of China was taken as the research area. Using the normalized difference vegetation index, temperature, sunshine hours, precipitation and county-level yield during the period from re-greening to maturity of winter wheat from 2013 to 2022 as characteristic parameters. The Long Short-term memory (LSTM)-Convolutional Neural Networks(CNN) was used to estimate the winter wheat yield in the northern Henan region. By training the CNN-LSTM yield estimation models at different growth stages one by one, their early yield estimation ability was compared. The results showed that the CNN-LSTM yield estimation model in re-greening—maturity stages had relatively strong robustness. The average coefficient of determination( $R^2$ ) in the five-fold cross-validation was 0.86, and the average root mean square error(RMSE) was 402.76 kg·hm<sup>-2</sup>. There was a significant improvement in the

收稿日期:2024-12-23 修回日期:2025-02-08

基金项目:国家自然科学基金面上项目(42071334)

第一作者 E-mail:qujh@cma.gov.cn(瞿建华)

通讯作者 E-mail:858768077@qq.com(安婷婷)

yield estimation accuracy compared with the corresponding LSTM model, with the average  $R^2$  increased by 0.18, and the average RMSE decreased by  $188.05 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ . The CNN-LSTM yield estimation model in re-greening—maturity stages was a model with high stability and strong generalization ability. The  $R^2$ , RMSE, and mean absolute percentage error(MAPE) for yield estimation of the 2022 test set were 0.91,  $337.25 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ , and 4.25%, respectively. Among the 32 counties(districts) in northern Henan, 75% of them had a relative error less than 5% in yield prediction, of which 21.875% had a relative error of 5% to 10% in yield prediction, and only one county(district) in Linzhou City had a relative error of 15% to 20% in yield prediction. The CNN-LSTM yield estimation model had early yield estimation ability. The  $R^2$  and RMSE of the CNN-LSTM yield estimation model during the heading-anthesis stage were 0.83 and  $431.98 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ , respectively. This model had the ability to predict winter wheat yield one month in advance. Therefore, the CNN-LSTM could be used to establish a stable and accurate winter wheat yield estimation model, thus providing strong support for agricultural decision-making.

**Keywords:** Winter wheat; CNN; LSTM; Yield estimation model; Northern Henan Province

中国小麦的消费量占粮食总消费量的 16% 左右<sup>[1-2]</sup>,有一半以上的人口以小麦为主要粮食。因此,保障小麦产量的稳定至关重要。及时了解小麦的产量动态,对其种植分布进行宏观调控,是保障小麦产量稳定的有效办法之一。传统作物估产方法主要依靠实地调查结合统计回归经验模型<sup>[3]</sup>或作物生长模拟模型<sup>[4]</sup>来实现。前者在小尺度地块可达到高精度的产量预测,但受人力资源和样本数量的限制,很难将模型应用于区域尺度估产。而作物生长模拟模型,如 World Food Studies (WOFOST)<sup>[4]</sup>、Agricultural Production Systems sIMmulator (APSIM)<sup>[5]</sup>等,需要将气象、土壤、农田管理、作物生长等大量的环境参数和作物机理参数作为输入变量,模拟作物的生长过程,逐步实现产量预报。因此,该类模型存在输入参数多、计算过程繁杂等问题。当将作物生长模拟模型的尺度从单点转化为区域时,该类模型也面临着空间尺度增大带来的地表均一性差等问题<sup>[6]</sup>,进而导致区域尺度估产精度不稳定。遥感技术的发展使区域尺度农作物产量预测模型的构建成为可能。卫星影像的光谱信息能较好反映农作物的生长状态。农作物的生长状态与其单产密切相关,叶面积指数(leaf area index, LAI)、归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、增强植被指数(enhanced vegetation Index, EVI)等<sup>[7]</sup>作物长势关联性指标常被用于作物估产。结合气温(temperature, TEM)、降水(precipitation, PRE)、日照时数(sunshine, SSH)等关键气象、环境要素,构建作物估产模型,不但可降低人工成本,简化数据输入,

而且能有效提升区域尺度的估产精度。

目前,通过遥感手段构建的作物估产模型主要依靠线性回归<sup>[8]</sup>来实现。但作物长势、气象要素等与作物产量的关系通常表现为非线性,利用线性回归模型估产会导致存在较大误差。考虑到作物产量与影响要素间的非线性关系,卷积神经网络<sup>[9]</sup>(convolutional neural networks, CNN)等深度学习模型被运用到作物估产领域。如吉文翰等<sup>[10]</sup>基于无人机影像构建 CNN 水稻估产模型,其决定系数( $R^2$ )高于线性回归模型,相对均方根误差降低了 10% 以上;Amit 等<sup>[11]</sup>运用气象、环境及土壤数据构建了 CNN 冬小麦估产模型,估产的均方根误差比传统模型降低 7% 以上。CNN 模型通过卷积核对遥感影像进行局部感知<sup>[9]</sup>,利用其可实现作物有效估产,但这些模型仅考虑了农作物特定生育时期的影像。作物生长是一个时间序列累积的过程<sup>[12]</sup>,包含多个生育时期,仅考虑单个生育时期无法充分利用作物生长累积对产量的影响<sup>[13]</sup>。长短期记忆模型<sup>[14]</sup>(long short-term memory, LSTM)作为循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的变体,能较好地解决不同生育时期间的长期依赖问题,实现时间序列中数据隐含特征的有效提取。Cao 等<sup>[15]</sup>运用 LSTM 模型构建了县域水稻估产模型,该模型对水稻的估产精度优于随机森林模型。刘照等<sup>[16]</sup>提出了一种基于 LSTM 模型的玉米早期估产算法,可将玉米的估产时效提前 2 个月。由此可见, LSTM 模型可弥补 CNN 模型在时间序列模型构建方面的欠缺,并可提升作物估产时效,但 LSTM 模型也存在对遥感

影像的局部特征提取能力弱、对空间结构数据适应性差<sup>[14]</sup>等缺陷。因此,如何在充分提取遥感影像光谱特征的基础上,挖掘多物候期遥感影像间的隐含关系,是提升作物产量预测性能的关键问题。

为解决上述问题,本研究以豫北地区(安阳、鹤壁、新乡和濮阳市)为研究区域,选取 2013—2022 年冬小麦返青到成熟期的旬尺度时间序列 NDVI、TEM、SSH、PRE 及统计产量数据作为估产数据集,分别构建 LSTM 模型及 CNN-LSTM 结合的混合神经网络模型,比较两种模型的估产性能、鲁棒性及泛化能力,以综合评估不同生育时

期的 CNN-LSTM 模型的估产性能,为区域尺度下冬小麦早期估产提供参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区域位于河南省北部,包括新乡市、鹤壁市、濮阳市和安阳市,共 32 个县(区)。地理范围为 113°38'E~116°10'E、34°87'N~36°37'N,如图 1 所示。豫北地区属暖温带大陆性季风气候,年平均温度 13~15 °C,年降水量 500~700 mm,境内气候温和,四季分明,无霜期长。

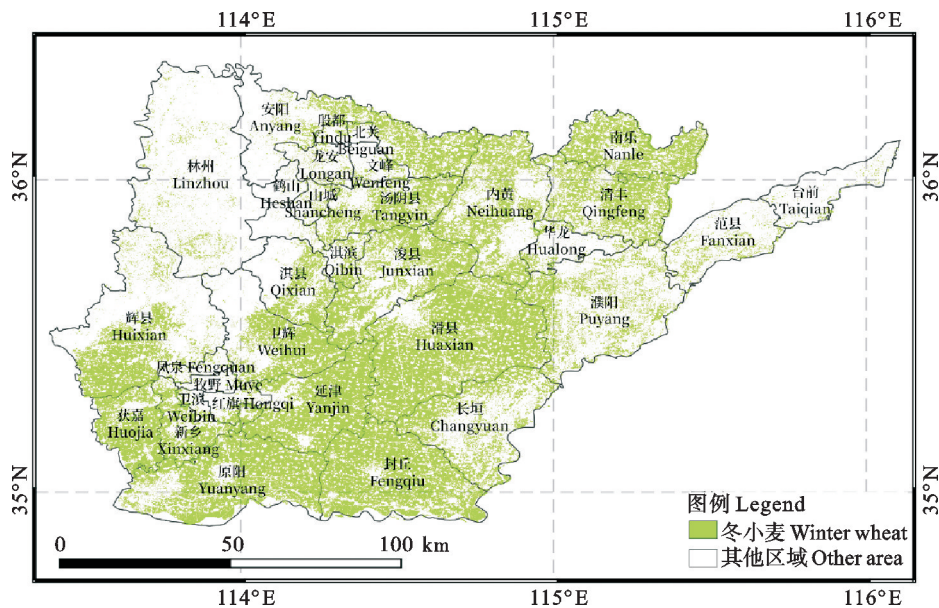


图 1 2022 年河南省北部县级冬小麦种植区

Fig. 1 Distribution of winter wheat planting areas at county level in northern Henan Province in 2022

该区域的种植模式为一年两熟制,以冬小麦—夏玉米轮作为主<sup>[17]</sup>。冬小麦播期从 10 月中旬开始,到翌年 6 月成熟<sup>[18-19]</sup>。王鹏新等<sup>[20]</sup>研究表明,冬小麦估产的主要生育时期为返青期到成熟期,因此本研究聚焦于返青期到成熟期构建冬小麦估产模型。

### 1.2 数据来源

#### 1.2.1 遥感数据

植被指数能较好表征冬小麦的生长状态,对冬小麦估产非常重要<sup>[21]</sup>。本研究利用地表反射率产品(MYD09GA)进行归一化差值植被指数(NDVI)计算,数据来源于美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)的数据共享网(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov>)。MYD09GA 产品的时间分辨率为 1 d,空间分辨率为 500 m,所下载

数据覆盖研究区域 2013—2022 年小麦返青期到成熟期。NDVI 主要基于 MYD09GA 产品的近红外波段(NIR)反射率与红光波段(RED)反射率计算得到: $NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED)$ 。

#### 1.2.2 气象数据

选取 2013—2022 年小麦返青期到成熟期的 TEM、PRE 和 SSH<sup>[19,22-23]</sup>作为冬小麦估产的重要特征要素引入估产模型。气象数据集为中国地面气候资料日值数据集(V3.0),数据来源于中国气象数据网(<https://m.data.cma.cn>)。

#### 1.2.3 产量数据

冬小麦单产数据为县域尺度,来源于豫北四市下属县(区)的统计年鉴。

#### 1.2.4 冬小麦种植分布数据

研究区 2022 年 10 m 空间分辨率的冬小麦种植分布数据由本单位农业研究小组提供。该数据

是基于 Sentinel-2 数据,根据冬小麦分蘖期和越冬期的显著物候特征<sup>[24]</sup>,采用大津法<sup>[25]</sup>自动阈值分割获得冬小麦种植空间分布状况,分类精度达到 80% 以上。研究区冬小麦空间分布如图 1 所示。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 CNN-LSTM 模型

CNN-LSTM 模型在 LSTM 模型的基础上添加 CNN 模型以增强模型的局部感知能力。CNN 模型的核心组成部分为卷积层、池化层和全连接

层<sup>[26]</sup>。为提取多时序影像的光谱-空间-时间特征,利用 CNN 从累积时间序列的每个旬尺度特征要素中提取空间光谱特征,最终得到多个时间步长的光谱特征向量。在 CNN 的基础上,利用 LSTM<sup>[27]</sup> 将光谱特征向量通过输入门获得光谱信息,联合遗忘门和输出门挖掘不同时间步长特征之间的依赖关系。最后利用全连接层整合光谱-空间特征与时间特征构建冬小麦估产模型。CNN-LSTM 模型的结构如图 2 所示。

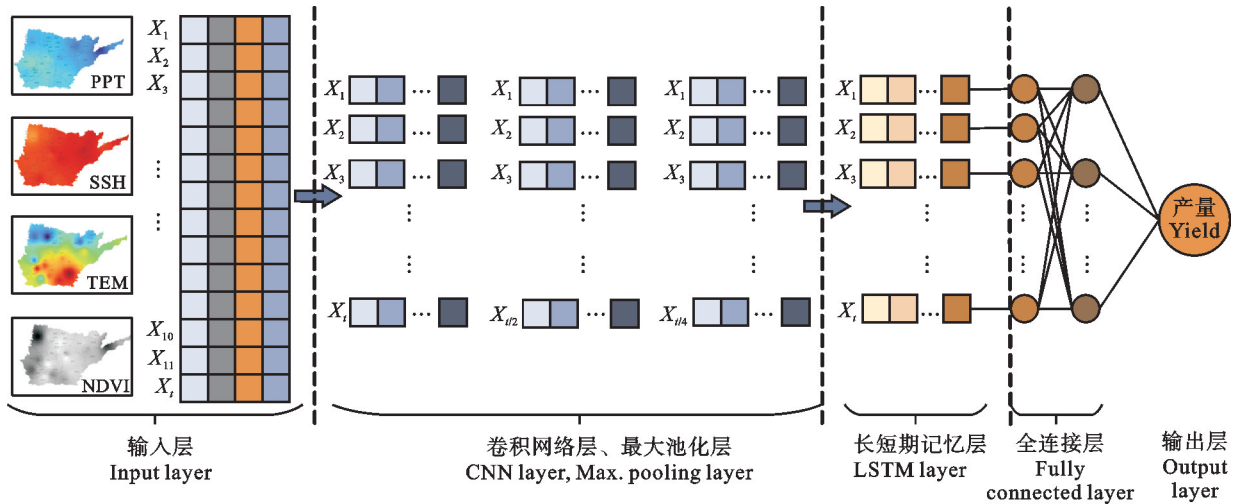


图 2 CNN-LSTM 模型结构  
Fig. 2 Structure of CNN-LSTM model

#### 1.3.2 数据预处理与模型训练

图 3 为 CNN-LSTM 冬小麦估产模型的技术路线。本研究收集研究区 2013—2022 年每年 2—6 月份的 MYD09GA 产品和地面气候资料日值数据集。基于 MYD09GA 地表反射率产品计算日 NDVI,运用最大值合成法,生成旬尺度的 NDVI 最大值合成产品。为了保持与遥感数据相同的时空分辨率,采用反距离权重插值将气象站点数据插值为网格,运用最大值合成法,生成旬尺度的气温、日照时数和降水量最大值合成产品。根据河南省北部冬小麦种植区分布图(图 1),分别计算 32 个县(区)内冬小麦像元的 NDVI、气温、日照时数和降水量平均值,并与该年县域冬小麦单产数据进行匹配,形成一组样本,共计 320 个样本。由于云、雨等影响,某些时段的 NDVI 出现异常的波动特征,本研究引入 Savitzky-Golay 滤波对 NDVI 数据进行平滑去噪<sup>[28]</sup>。同时,为保证冬小麦估产模型的快速收敛,消除输入

数据的量纲差异,估产数据集在引入估产模型前统一进行归一化处理。

本研究将 2013—2022 年的数据划分为训练集、验证集和测试集。其中,训练集和验证集为 2013—2021 年的数据,划分比例为 8:2,用于模型超参数获取;测试集为 2022 年数据,用于评估模型的精度及泛化能力。本研究运用五折交叉验证(图 4)结合模型超参数网格搜索,实现模型超参数的确定。五折交叉验证是指将 2013—2021 年的数据分为 5 个不相交的子集,每次分别运用 4 个子集训练模型,1 个子集验证模型,进行 5 次迭代,在每次迭代中用决定系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)作为指标评估模型,五次模型输出的  $R^2$  和 RMSE 的平均值作为特定超参数组合 CNN-LSTM 模型的最终指标,选取最终指标最优的模型对应的超参数组合作为 CNN-LSTM 模型的超参数。表 1 为模型超参数的搜索范围和超参数的最佳组合。

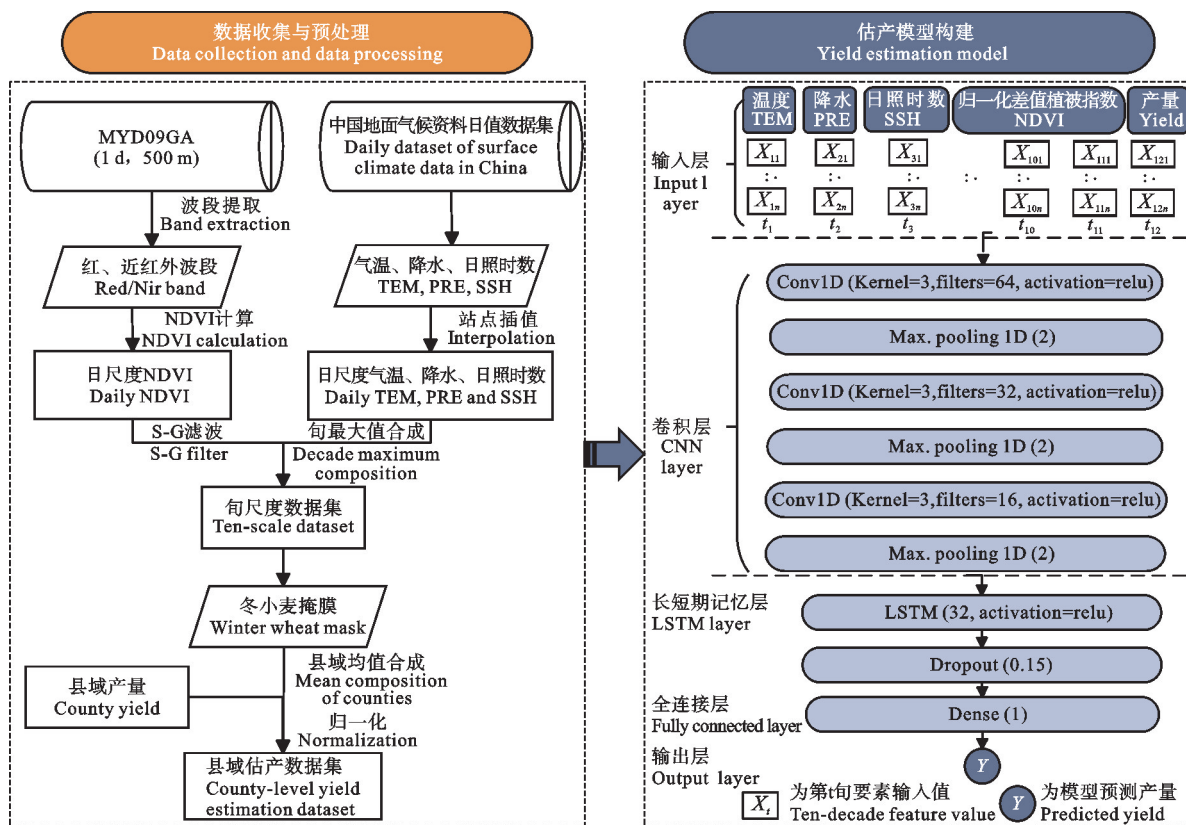


图 3 CNN-LSTM 冬小麦估产模型技术路线

Fig. 3 Work flow of yield estimation using CNN-LSTM model

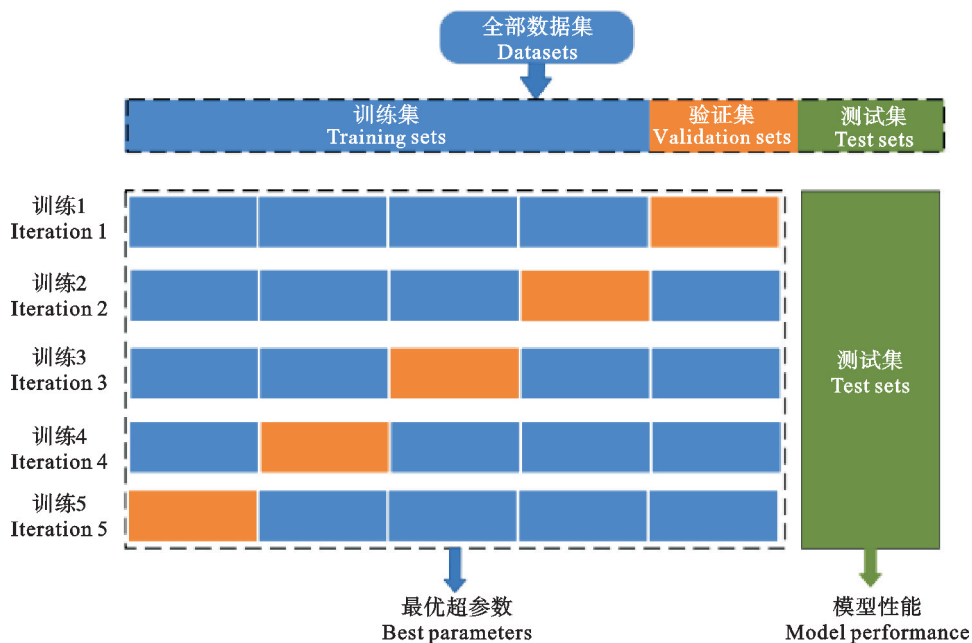


图 4 CNN-LSTM 估产模型五折交叉验证

Fig. 4 Five-fold cross-validation based on CNN-LSTM yield prediction model

本模型运用 3 个一维卷积神经网络(图 3), 各卷积神经网络模型的卷积滤波器分别为 64、32 和 16, 各一维卷积层的卷积核设置为 3, 每个卷积神经网络配合一个最大池化层。LSTM 模型的

隐藏层为 32, 为防止模型过拟合并提高模型的泛化能力, 引入 Dropout 层, 神经元的随机丢失比例设置为 0.15。通过多次模型训练, 模型的最优批量大小为 16, 训练轮数为 440, 采用 Adam 优化器,

损失函数为均方根误差,初始学习率为 0.001。

表 1 CNN-LSTM 模型超参数搜索范围及最佳组合

Table 1 CNN-LSTM model hyper-parameter search range and optimal combination table

模型 Model	超参数 Hyper-parameter	搜索范围 Search range	最佳组合 Optimal combination
CNN	卷积滤波器 Filters	(16,256)	64,32,16
	卷积核 Kernels	(2,5)	3
LSTM	隐藏层 Hidden layer	(16,256)	32
	Dropout	(0.1,0.5)	0.15
CNN-LSTM	初始学习率 Learning rate	(0.000 1,0.01)	0.001
	训练轮数 Epoch	(100,500)	440

1.3.3 估产模型精度评价指标

采用  $R^2$ 、RMSE 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 作为评价估产模型的指标。

$$R^2 = \frac{\left[ \frac{\sum (O_i - \bar{O})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum (O_i - \bar{O})^2)(\sum (y_i - \bar{y})^2)}} \right]^2 \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - O_i}{y_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (3)$$

式(1)、(2)和(3)中,  $y_i$  和  $\bar{y}$  分别为冬小麦统计产量及其平均值( $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ );  $O_i$  和  $\bar{O}$  分别为冬小麦预测产量及其平均值( $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ );  $n$  为研究区内县(区)数量。

1.3.4 多时期估产对比试验设计

本研究设计两组对比试验分析 CNN-LSTM 估产模型的性能及早期估产能力。第一组使用返青—成熟期的多个特征参数作为驱动数据,分别构建 LSTM 模型和 CNN-LSTM 模型,评估单一模型与混合神经网络模型在估产能力上的差异。第二组分别使用不同生育时期的多个特征参数作为驱动数据,评估 CNN-LSTM 模型的早期估产能力。具体对比试验设计如表 2 所示。

表 2 冬小麦多时期估产对比试验设计

Table 2 Comparative experimental design for yield estimation of winter wheat at multi-stage

实验组别 Classification	估产样本时间长度 Time	特征参数 Characteristic parameter	模型选择 Model	目的 Goal
第一组 Group 1	返青—成熟期 Re-greening to maturity stage	NDVI, TEM, SSH, PRE	CNN-LSTM	评估 CNN-LSTM 模型的性能 Evaluating the performance of CNN-LSTM model
	返青—成熟期 Re-greening to maturity stage		LSTM	
第二组 Group 1	返青期 Re-greening stage	NDVI, TEM, SSH, PRE	CNN-LSTM	评估 CNN-LSTM 模型的早期估产能力 Evaluating the early predictions of CNN-LSTM model
	拔节—孕穗期 Jointing to booting stage		CNN-LSTM	
	抽穗—扬花期 Heading to anthesis stage		CNN-LSTM	
	灌浆—成熟期 Grouting to maturity stage		CNN-LSTM	

2 结果与分析

2.1 CNN-LSTM 与 LSTM 估产模型的鲁棒性对比

在交叉验证的 5 个子集中,与 LSTM 模型相比,CNN-LSTM 模型的  $R^2$  均较高, RMSE 均较低,  $R^2$  和 RMSE 的平均值分别为 0.86 和 402.76  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ , 较 LSTM 模型分别升高 0.18 和降低 188.05  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  (图 5), 说明 CNN-LSTM 模型在冬小麦估产方面具有较好的鲁棒性。

2.2 CNN-LSTM 与 LSTM 估产模型泛化能力对比

Li 等<sup>[29]</sup>认为,  $\pm 600 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  残差可作为

河南地区冬小麦产量低估或高估的绝对阈值。本研究运用此阈值来评判两模型估产结果的高低。通过 2022 年测试集对 CNN-LSTM 与 LSTM 模型的预测性能进行评估,结果(图 6)表明,CNN-LSTM 模型仅有一个县(区)的估产结果在  $\pm 600 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  残差误差线外, 剩余 96.9% 的县(区)均不存在冬小麦产量低估或高估的现象; 而 LSTM 模型的估产结果在  $\pm 600 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  残差误差线外的县(区)相对较多, 仅有 62.5% 的县(区)不存在冬小麦产量低估或高估现象。从估产拟合曲线上看,CNN-LSTM 模型拟合曲线斜率为

1.049 8,相比 LSTM 模型拟合曲线(斜率 0.906 0)更贴近 1:1 线。在测试集中,CNN-LSTM 模型的  $R^2$  较 LSTM 模型升高 0.27,RMSE 降低 280.29

$\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,MAPE 降低 3.38%。综上所述,CNN-LSTM 模型在测试集中具有较好的估产性能和泛化能力。

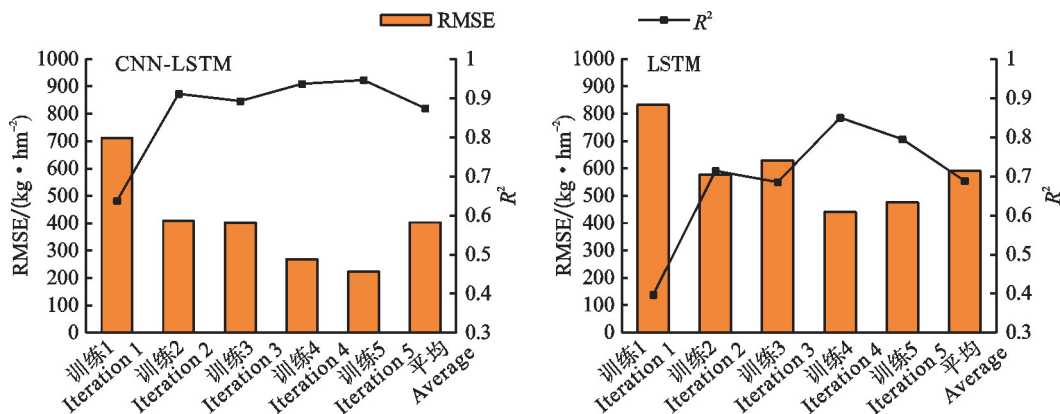


图 5 CNN-LSTM 与 LSTM 模型五折交叉验证对比

Fig. 5 Comparison of CNN-LSTM and LSTM models with five-fold cross validation

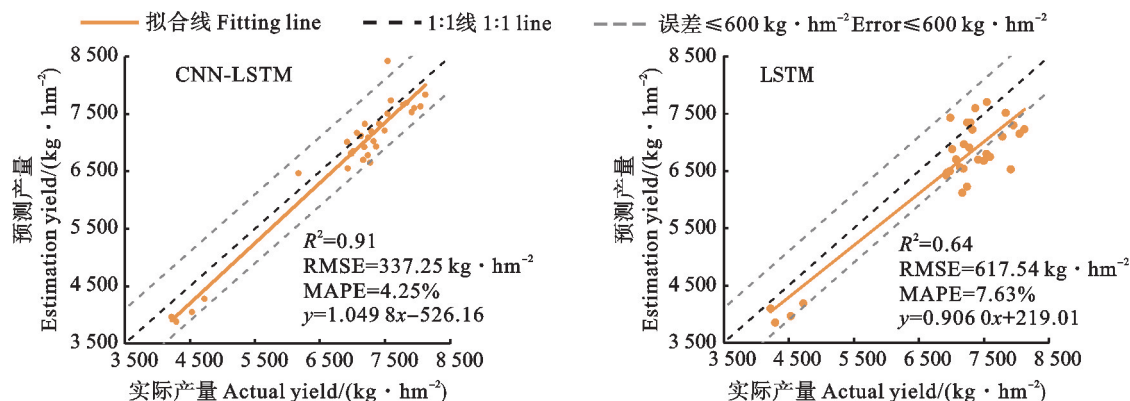


图 6 2022 年河南省北部 CNN-LSTM 与 LSTM 冬小麦估产模型性能对比

Fig. 6 Performance comparison chart of CNN-LSTM and LSTM winter wheat yield estimation models in northern Henan Province in 2022

### 2.3 CNN-LSTM 模型估产能力分析

根据 Li 等<sup>[29]</sup>对河南冬小麦产量的划分方法,将豫北地区划分为冬小麦低产区( $3\ 000\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \leq \text{产量} < 5\ 000\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ )、冬小麦中产区( $5\ 000\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \leq \text{产量} \leq 7\ 000\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ )和冬小麦高产区( $7\ 000\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} < \text{产量} \leq 8\ 000\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ )。从 CNN-LSTM 和 LSTM 模型的产量残差箱状图(图 7)看,在冬小麦高产区,CNN-LSTM 模型的估产残差分布在  $0\ \text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  两侧,LSTM 模型以估产正残差为主且离散程度高,CNN-LSTM 模型估产残差的绝对值整体小于 LSTM 模型;在冬小麦中产区,CNN-LSTM 模型和 LSTM 模型均以估产负残差为主,在大部分县区 CNN-LSTM 模型估产残差的绝对值小于 LSTM 模型;在冬小麦低产区,CNN-LSTM 模型

和 LSTM 模型的估产效果均不及冬小麦中产区和高产区,以产量负残差为主,即估产模型在低产

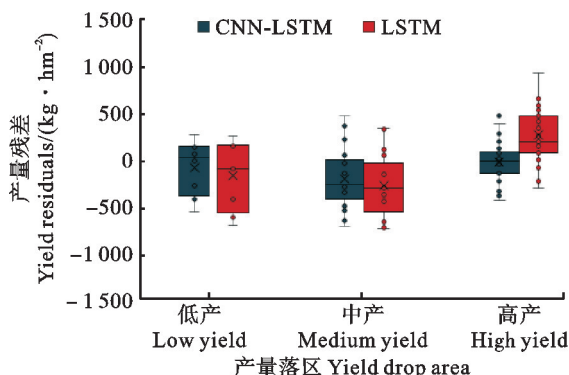


图 7 2022 年河南省北部 CNN-LSTM 与 LSTM 冬小麦估产模型在不同产量落区残差对比  
Fig. 7 Comparison of residuals between CNN-LSTM and LSTM winter wheat estimation models in different yield regions in northern Henan Province in 2022

区会出现产量低估的现象,但 CNN-LSTM 模型的估产残差绝对值小于 LSTM 模型。综上所述,无论在冬小麦低产区、中产区还是高产区,相比 LSTM 模型,CNN-LSTM 模型均具有较好的表现,估产效果在高产区最佳,低产区最差。

### 2.4 CNN-LSTM 模型估产能力空间尺度分析

从空间尺度看,基于 2022 年测试集数据,CNN-LSTM 估产模型对豫北地区冬小麦产量预

测值与实际值分布趋势一致,均呈中东部高产,西北部山区低产的特点(图 8)。这主要因为在豫北西北部,如林州市、鹤山区等,地形起伏大,山坡、丘陵等地形占比多<sup>[26]</sup>,冬小麦总种植面积低,进而导致这些县(区)的冬小麦总产量低。豫北地区 32 个县(区)中,仅林州市和鹤山区的冬小麦预测产量与实际产量区间不同,其余县(区)冬小麦预测产量与实际产量均处于同一产量区间。

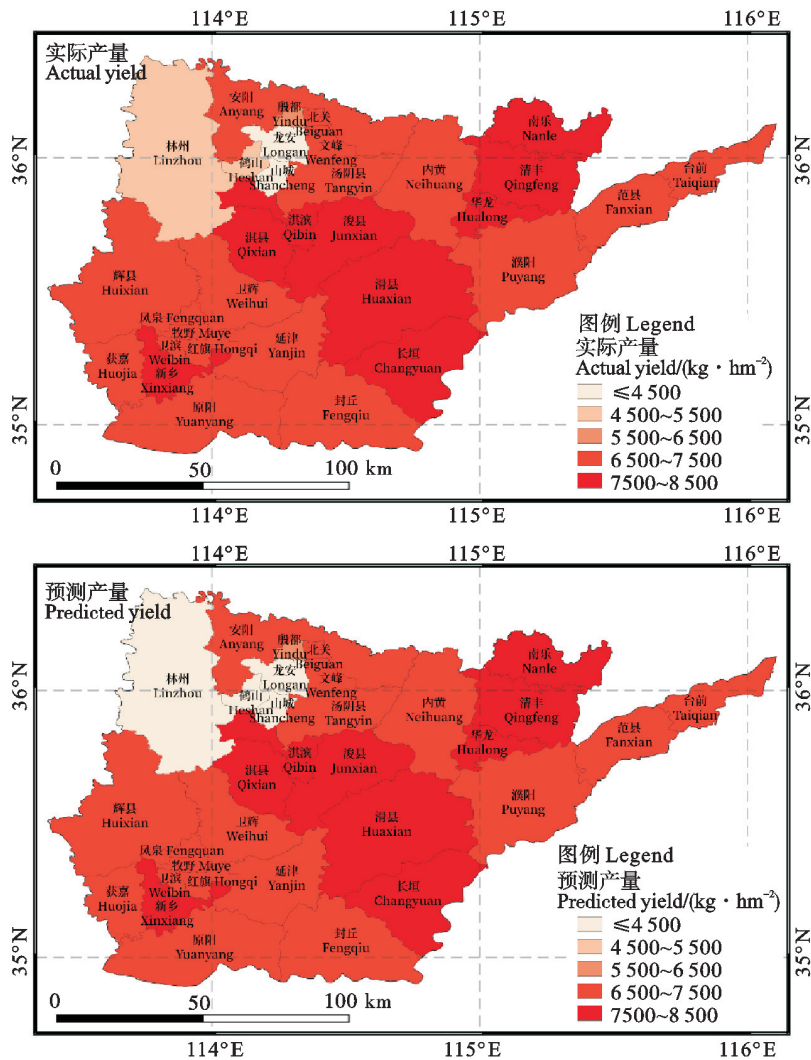


图 8 2022 年河南省北部冬小麦实际产量与 CNN-LSTM 模型冬小麦预测产量空间分布对比图

Fig. 8 Spatial distribution map of winter wheat yield estimation using CNN-LSTM model in northern Henan Province in 2022

此外,75%的县(区)冬小麦预测产量与实际产量的相对误差小于 5%,21.875%的县(区)冬小麦预测产量与实际产量的相对误差在 5%~10%之间,仅有林州市冬小麦预测产量与实际产量的相对误差在 15%~20%之间(图 9)。产量相对误差大的县(区)主要集中在冬小麦低产区,如林州市、北关区等。究其原因:一是冬小麦总产量

偏低的县(区)山坡、丘陵等地形占比高,冬小麦种植面积小且分布零散,使得遥感影像中麦田易与周围的荒地或其他植被混杂,导致提取的冬小麦光谱特征不够显著,从而降低模型的估产性能;二是山坡和丘陵地区气象、地形环境复杂,会导致冬小麦产量偏低县(区)的植被指数、气象数据观测误差大<sup>[30]</sup>,使估产数据集噪声增加,影响模型训练,进而导致模型在此类地区估产能力降低。

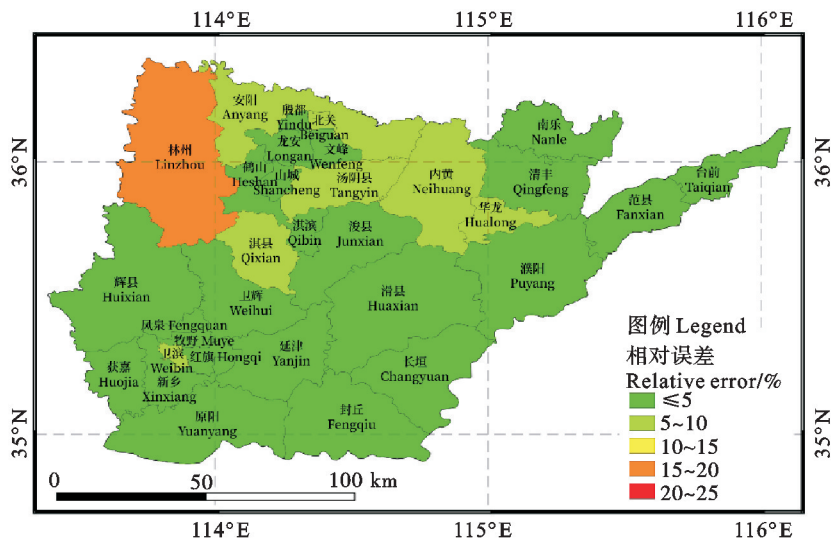


图 9 2022 年河南省北部 32 个县(区)CNN-LSTM 模型冬小麦预测与实际产量相对误差空间分布  
Fig. 9 Spatial distribution of relative errors between the predicted and actual yield of winter wheat by CNN-LSTM model in 32 counties(districts) in northern Henan Province in 2022

### 2.5 CNN-LSTM 模型的早期估产效果

利用不同生育时期数据集训练 CNN-LSTM 模型,进而分析模型的早期估产能力,结果(表 3)表明,不同生育期模型的  $R^2$  表现为灌浆—成熟期 > 抽穗—扬花期 > 拔节—孕穗期 > 返青期, RMSE 表现为灌浆—成熟期 < 抽穗—扬花期 < 拔节—孕穗期 < 返青期,说明灌浆—成熟期 CNN-LSTM 模型的估产精度最高,  $R^2$  为 0.85。抽穗—扬花期模型的  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.83 和  $431.98 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,估产精度与灌浆—成熟期模型差异不大,因此在抽穗—扬花期使用该模型也可实现有效估产,且可将估产时效提前一个月。

表 3 不同生育时期 CNN-LSTM 模型的估产精度

Table 3 Yield estimation accuracy of CNN-LSTM models at different growth stages

指标 Index	返青期 Re-greening stage	拔节—孕穗期 Jointing stage	抽穗—扬花期 Booting to heading stage	灌浆—成熟期 Filling to maturity stage
$R^2$	0.47	0.72	0.83	0.85
RMSE/ ( $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ )	757.45	569.84	431.98	421.70

利用 2022 年测试集数据对抽穗—扬花期 CNN-LSTM 模型进行估产测试,结果(图 10)显示,仅有两个县(区)的产量残差大于  $600 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,其余 30 个县(区)均不存在明显的产量低估或高估。产量预测值和实测值拟合方程的斜率为 0.86,拟合直线与 1:1 线基本平行,在冬小麦

中高产区预测产量略低于实际产量,但仍在  $\pm 600 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  的绝对阈值范围。由此可见,利用该时期的模型对豫北地区各县(区)冬小麦产量预测虽然会存在一定的误差,但具备有效的早期估产能力,这可能因为此时段冬小麦的穗粒数及穗部的发育与籽粒的形成和产量密切相关<sup>[31-32]</sup>。

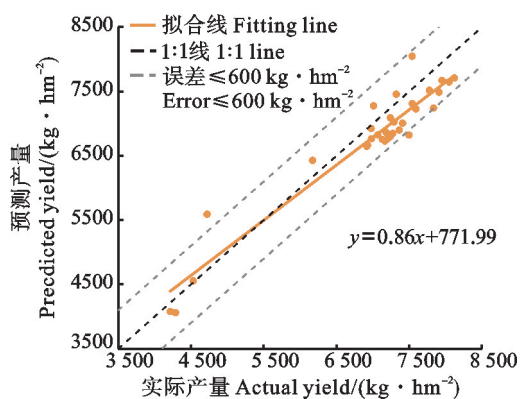


图 10 2022 年抽穗—扬花期 CNN-LSTM 冬小麦估产模型预测产量与实际产量散点图

Fig. 10 Scatter plot of the predicted and actual yield using CNN-LSTM winter wheat yield estimation model during the booting to heading stage in 2022

### 3 讨论

CNN-LSTM 模型用于冬小麦估产时具有一定的优势。该模型是 LSTM 与 CNN 两种算法组合形成的,兼顾了两种算法的优点,模型估产精度  $R^2$  为 0.91, RMSE 为  $337.25 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,相比前

人建立的 LSTM<sup>[14]</sup> 和 CNN 模型<sup>[33]</sup> 对冬小麦的估产精度均明显提升。其原因可能是 CNN-LSTM 模型在考虑返青、拔节、孕穗、抽穗、扬花、灌浆等各生育时期生长信息与产量关联的同时<sup>[13]</sup>, 也考虑了各特征要素空间上的光谱特征与产量的关联<sup>[34]</sup>, 混合模型相比单一模型可学习到更丰富的信息。在数据驱动上, 本研究使用了遥感 (NDVI) 及气象数据 (SSH、TEM 和 PRE) 作为特征要素构建的 CNN-LSTM 模型比王鹏新等<sup>[20]</sup> 仅使用遥感数据 (叶面积指数、光合有效辐射及条件植被温度指数) 构建的混合神经网络模型精度大幅提高。这说明向估产模型加入的产量关联数据蕴含的作物生长信息越丰富<sup>[19,22-23]</sup>, 越有利于增强模型的性能。同时, CNN-LSTM 模型可敏感地捕捉到与冬小麦产量密切相关的关键物候期, 可提前 1 个月实现冬小麦的有效估产。由于 GRU 模型与 LSTM 模型均为 RNN 模型的变体, 因此此结论与赫晓慧等<sup>[7]</sup> 运用 CNN-GRU 模型结合 MODIS 地表反射率及地表昼夜温度数据构建的冬小麦估产模型获得的结论一致。但该模型在冬小麦低产区的表现较差, 造成此种现象的原因有 2 个: 1) 豫北地区接近 90% 的县 (区) 为冬小麦中、高产区, 因此用于模型训练的估产数据集中, 而低产区样本较少, 训练出的模型在冬小麦低产区的代表性相对较差, 这是导致模型在冬小麦低产区表现差的主要原因; 2) 冬小麦低产区主要集中在山坡、丘陵区, 这些地区 NDVI、气象要素等观测准确度低, 数据稳定性差, 冬小麦产量预测过程中特征要素的异常值会导致估产结果的出现偏差。

为了提高 CNN-LSTM 冬小麦估产模型在豫北地区的实用性, 未来可从多方面实现模型的优化: 1) 由于估产模型是建立在冬小麦识别的基础上实现的, 因此提升冬小麦像元的识别精度至关重要。本研究基于 Sentinel-2 影像通过大津法实现冬小麦像元的识别, 但大津法也存在对数据噪声敏感、对目标分布不均匀的影像分类效果差等缺陷<sup>[25]</sup>。因此, 可从优化分类算法方面提升冬小麦识别精度。2) 目前 CNN-LSTM 估产模型考虑的特征要素包括植被指数和气象要素, 但土壤湿度等土壤背景要素也会对产量产生影响<sup>[34]</sup>。未来可增加土壤湿度、干旱指数、多种植被指数等训练 CNN-LSTM 模型, 以提高模型的估产精度。

## 4 结论

本研究以豫北为研究区, 运用 2013—2022 年 MODIS 传感器的 NDVI 产品、中国地面气候资料日值数据集 (SSH、TEM 和 PRE) 及统计年鉴县域单产数据, 评估 CNN-LSTM 冬小麦估产模型的性能及早期估产能力。相比 LSTM 模型, CNN-LSTM 模型能更有效地挖掘 NDVI、SSH、TEM 和 PRE 与冬小麦产量之间的相关性, 表现出较强的鲁棒性、稳定性和泛化能力。该模型五折交叉验证的平均  $R^2$  为 0.86, 平均 RMSE 为 402.76  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。在 2022 年的测试集中, CNN-LSTM 估产模型  $R^2$  为 0.91, RMSE 为 337.25  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ , MAPE 为 4.25%; 冬小麦估产相对误差小于 5% 的县 (区) 占豫北地区全部县 (区) 的 75%, 相对误差在 5%~10% 之间的县 (区) 占豫北地区全部县 (区) 的 21.875%, 仅林州市一个县 (区) 的产量相对误差在 15%~20% 之间。抽穗—扬花期 CNN-LSTM 估产模型具备较好的早期估产能力, 在 2022 年测试集中模型  $R^2$  为 0.83, RMSE 为 431.98  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。

### 参考文献:

- [1] 刘志勇, 王道文, 张爱民, 等. 小麦育种行业创新现状与发展趋势[J]. 植物遗传资源学报, 2018, 19(3): 430.  
LIU Z Y, WANG D W, ZHANG A M, et al. Current status and perspective of wheat genomics, genetics and breeding [J]. *Journal of Plant Genetic Resources*, 2018, 19(3): 430.
- [2] 中国农业部. 2013 中国小麦质量报告[J]. 粮食与饲料工业, 2015(3): 66.  
Ministry of Agriculture of China. 2013 Wheat quality report [J]. *Grain and Feed Industry*, 2015(3): 66.
- [3] 彭京伦, 王娟, 金狄主, 等. 基于生长度日和降水量的韩国饲用玉米产量预测模型构建[J]. 草业科学, 2018, 35(4): 857.  
PENG J L, WANG J, JIN W Z, et al. Construction of a yield prediction model for whole crop maize on the basis of climatic data in South Korea [J]. *Pratacultural Science*, 2018, 35(4): 857.
- [4] 钱凤魁, 王化军, 王祥国, 等. 基于 WOFOST 模型与遥感数据同化的县级尺度玉米估产研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2024, 55(2): 138.  
QIAN F K, WANG H J, WANG X G, et al. Study on corn yield estimation at county level based on WOFOST model and remote sensing data assimilation [J]. *China Industrial Economics*, 2024, 55(2): 138.
- [5] MCCOWN R L, HAMMER G L, HARGREAVES J N G, et al. APSIM: A novel software system for model development, model testing and simulation in agricultural systems research

- [J]. *Agricultural Systems*, 1996, 50(3): 255.
- [6] 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.
- [7] 赫晓慧, 罗浩田, 乔梦佳, 等. 基于 CNN-RNN 网络的中国冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 124.  
HE X H, LUO H T, QIAO M J, *et al.* Yield estimation of winter wheat in China based on CNN-RNN network [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(17): 124.
- [8] ZHANG Y, WANG P X, TANSEY K, *et al.* Enhanced feature extraction from assimilated VTCI and LAI with a particle filter for wheat yield estimation using cross-wavelet transform [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 5115.
- [9] 姜宇, 马廷淮. 基于 CNN-LSTM-Attention 网络的河南省冬小麦产量预测[J]. 麦类作物学报, 2024, 44(10): 1352.  
JIANG Y, MA T H. Prediction of Henan winter wheat yield using CNN-LSTM-attention network [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2024, 44(10): 1352.
- [10] 吉文翰, 郑恒彪, 王迪, 等. 基于无人机影像和卷积神经网络的水稻育种材料产量预测研究[J/OL]. 南京农业大学学报, 2024. <https://link.cnki.net/urlid/32.1148.S.20240616.0000.002>.  
JI W H, ZHENG H B, WANG D, *et al.* Research on yield prediction of rice breeding materials based on UAV Images and convolutional neural networks [J/OL]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2024. <https://link.cnki.net/urlid/32.1148.S.20240616.0000.002>.
- [11] SRIVASTAVA A K, SAFAEI N, KHAKI S, *et al.* Winter wheat yield prediction using convolutional neural networks from environmental and phenological data [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 3215.
- [12] MOE P W, TYELL H F, HOOVEN N W. Physical form and energy value of corn grain [J]. *Journal of Dairy Science*, 1973, 56(10): 1298.
- [13] LIU S L, WANG X, MA S T, *et al.* Extreme stress threatened double rice production in Southern China during 1981—2010 [J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2019, 137(3): 1987.
- [14] 王旭, 刘波, 陈正超, 等. 基于多源数据和 LSTM 模型的县域冬小麦估产[J]. 农业现代化研究, 2023, 44(6): 1117.  
WANG X, LIU B, CHEN Z C, *et al.* Estimation of winter wheat yield at county level based on multi-source data and LSTM model [J]. *China Industrial Economics*, 2023, 44(6): 1117.
- [15] CAO J, ZHANG Z, TAO F L, *et al.* Integrating multi-source data for rice yield prediction across China using machine learning and deep learning approaches [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 297: 108275.
- [16] 刘照, 李华朋, 陈慧, 等. 基于时序影像及不同模型的玉米早期估产研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(8): 2627.  
LIU Z, LI H P, CHEN H, *et al.* Maize yield forecasting and associated optimum lead time research based on temporal remote sensing data and different model [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(8): 2627.
- [17] 王远征, 方鹏, 王璇, 等. 基于 MODIS EVI 时间序列的河南省冬小麦物候期提取[J]. 河南大学学报: 自然科学版, 2020, 50(6): 645.  
WANG Z Y, FANG P, WANG X, *et al.* Phenological extraction of winter wheat in Henan province based on MODIS EVI time series [J]. *Journal of Henan University (Natural Science)*, 2020, 50(6): 645.
- [18] 李炳军, 王天慧. 冬小麦不同生长阶段气象因素对产量影响的双重量化分析[J]. 麦类作物学报, 2018, 38(4): 487.  
LI B J, WANG T H. Double quantification analysis of the effect of meteorological factors on yield in winter wheat at different growth stages [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2018, 38(4): 487.
- [19] 檀艳静, 杨慧洁, 李辉. 1981—2019 年气候变化对河南省冬小麦生育期的影响分析[J]. 山东农业科学, 2020, 52(12): 30.  
TAN Y J, YANG H J, LI H. Impacts of climate change on winter wheat growth stages in Henan Province from 1981 to 2019 [J]. *Shandong Agricultural Sciences*, 2020, 52(12): 30.
- [20] 王鹏新, 杜江莉, 张悦, 等. 基于遥感多参数和 CNN-Transformer 的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 173.  
WANG P X, DU J L, ZHANG Y, *et al.* Yield estimation of winter wheat based on multiple remotely sensed parameters and CNN-transformer [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(3): 173.
- [21] ZHOU M, MA X, WANG K, *et al.* Detection of phenology using an improved shape model on time-series vegetation index in wheat [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 173(9): 105.
- [22] 李炳军, 张一帆. 不同生育期气候变化对河南省冬小麦产量影响的量化分析[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(12): 238.  
LI B J, ZHANG Y F. Quantitative analysis of impact of climate change at different growth stages on winter wheat yield in Henan Province [J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2022, 50(12): 238.
- [23] 耿婷, 付伟, 陈群, 等. 近 20 年河南省冬小麦生育期气候资源的时空变化及其适应性研究[J]. 麦类作物学报, 2013, 33(4): 652.  
GENG T, FU W, CHEN Q, *et al.* Spatial-temporal feature of climatic resources and adaptation of winter wheat during last 20 years in Henan Province [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2013, 33(4): 652.
- [24] 李若阳. 基于深度学习的遥感影像冬小麦种植面积提取研究[D]. 郑州: 河南农业大学, 2024.

- LI R Y. Research on extracting winter wheat planting areas from remote sensing imagery using deep learning [D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2024.
- [25] 李宝芸, 范玉刚, 高阳. 基于 OTSU 和 Canny 算子的红外图像特征提取[J]. 陕西理工大学学报(自然科学版), 2019, 35(6): 33.
- LI B Y, FAN Y G, GAO Y. Infrared image feature extraction based on OTSU and Canny operator [J]. *Journal of Shaanxi University of Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 35(6): 33.
- [26] HE J, LI D L, YANG B, *et al.* Multi view facial action unit detection based on CNN and BLSTM-RNN [C]//2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017). ACM, 2017: 848.
- [27] STAUEMEYER R C, MORRIS E R. Understanding LSTM: A tutorial into long short-term memory recurrent neural networks [EB/OL]. 2019: 1909. 09586. <https://arxiv.org/abs/1909.09586v1>.
- [28] SAVITZKY A, GOLAY M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627.
- [29] LI C C, ZHANG L, WU X F, *et al.* Winter wheat yield estimation by fusing CNN-MALSTM deep learning with remote sensing indices [J]. *Agriculture*, 2024, 14(11): 1961.
- [30] 张明洲, 王文英, 张兆国, 等. 林州市冬小麦干旱灾害的综合分析[C]. //河南省气象学会 2007 年年会论文集——气象防灾减灾与应对气候变化, 2007: 1.
- ZHANG M Z, WANG W Y, ZHANG Z G, *et al.* Comprehensive analysis of winter wheat drought disasters in Linzhou City [C]. //Proceedings of the 2007 Annual Meeting of Henan Meteorological Society—Meteorological Disaster Prevention, Reduction and Response to Climate Change, 2007: 1.
- [31] 刘峻明, 周舟, 和晓彤, 等. 基于 NDWI 和卷积神经网络的冬小麦产量估测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 273.
- LIU J M, ZHOU Z, HE X T, *et al.* Winter wheat yield estimation method based on NDWI and convolutional neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(12): 273.
- [32] 申洋洋, 陈志超, 胡昊, 等. 基于无人机多时相遥感影像的冬小麦产量估算[J]. 麦类作物学报, 2021, 41(10): 1298.
- SHEN Y Y, CHEN Z C, HU H, *et al.* Estimation of winter wheat yield based on UAV multi-temporal remote sensing image [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2021, 41(10): 1298.
- [33] 周亮, 慕号伟, 马海姣, 等. 基于卷积神经网络的中国北方冬小麦遥感估产[J]. 农业工程学报, 2019, 35(15): 119.
- ZHOU L, MU H W, MA H J, *et al.* Remote sensing estimation on yield of winter wheat in North China based on convolutional neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(15): 119.
- [34] 杨天垚, 邱建秀, 肖国安. 华北农业干旱监测与冬小麦估产研究[J]. 生态学报, 2023, 43(5): 1936.
- YANG T Y, QIU J X, XIAO G A. Agricultural drought monitoring and winter wheat yield estimation in North China [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(5): 1936.