物候阶段渐进式多源数据融合的县域冬小麦产量预测

王　毅[1,4]，熊宝伟[1]，王　刚[1]，邵国敏[2]，张立元[3*]，李　广[5]

（1. 西安财经大学信息学院，陕西西安 710100，中国；2. 西安理工大学西北旱区生态水利国家重点实验室，陕西西安 710048，中国；3. 江苏大学农业工程学院，江苏镇江 212013，中国；4. 智财协同可信计算陕西省高等学校重点实验室，陕西西安 710100，中国；5. 中国科学院重庆绿色智能技术研究院，重庆 400714，中国）

摘　要：［**目的/意义**］不同物候阶段信息累积对县域冬小麦估产性能的影响尚不明确，制约了模型早期预测能力与农业解释性的提升。为提高县域冬小麦产量预测精度，并明确不同物候阶段信息累积对估产性能的影响，本文提出一种物候阶段渐进式多源数据融合的县域冬小麦产量预测方法。［**方法**］以河南省 100 个冬小麦主产县为研究区，融合 2013—2022 年遥感变量、气象变量和日光诱导叶绿素荧光光合变量，构建覆盖冬小麦分蘖期至成熟期的多源时序特征集。在此基础上，利用卷积神经网络-长短期记忆网络-Transformer （Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory-Transformer, CNN-LSTM-Transformer）模型协同提取局部变化特征、阶段性时序依赖和全局长期关联，实现县域冬小麦产量预测。［**结果和讨论**］在县域尺度样本划分的测试集中，CNN-LSTM-Transformer模型预测性能优于随机森林、极端梯度提升和CNN-LSTM模型，R^2、均方根误差和平均绝对百分比误差分别为 0.827、588.25 kg/hm^{2}和8.02%；逐年留一验证结果表明，该方法在不同年份条件下保持了较好的预测稳定性。物候阶段累积分析显示，随着生育阶段信息逐步增加，模型预测精度持续提升，其中返青期至抽穗期是产量预测能力快速提高的关键阶段。空间分布结果表明，预测产量能够较好反映河南省冬小麦西部较低、中东部较高的县域空间格局。［**结论**］所提出方法能够有效提升县域冬小麦产量预测精度，并为关键生育阶段的早期预测提供方法支撑。

关键词：冬小麦；产量预测；物候阶段；多源数据；深度学习；CNN-LSTM-Transformer

中图分类号：S512.1;S127;TP79　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**SA202605002

引用格式：王毅, 熊宝伟, 王刚, 邵国敏, 张立元, 李广 . 物候阶段渐进式多源数据融合的县域冬小麦产量预测[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(4): 70-84. DOI：10.12133/j.smartag.SA202605002

WANG Yi, XIONG Baowei, WANG Gang, SHAO Guomin, ZHANG Liyuan, LI Guang. County-Level Winter Wheat Yield Prediction Based on Phenological-Stage Progressive Multi-Source Data Fusion[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(4): 70-84. DOI：10.12133/j.smartag.SA202605002 (in Chinese with English abstract)

0　引　言

粮食安全与农业可持续发展关系国家稳定和社会发展。小麦作为中国主要粮食作物之一，在保障粮食供给和维护粮食市场稳定方面发挥着重要作用[1,2]。近年来，受全球气候变化和极端天气事件频发等因素影响，小麦产量形成过程面临更大的不确定性。在此背景下，准确、及时地开展小麦产量预测，对于粮食安全预警、市场价格调控和粮食贸易流通具有重要意义[3]。因此，提出适用于区域尺度的冬小麦产量预测方法，对提升粮食生产动态监测与农业管理决策能力具有重要意义。

随着遥感技术的快速发展，基于遥感的作物产量估测已逐渐成为区域尺度估产的重要方向。卫星遥感能够获取大范围、长时间序列的作物生长信息，其中如归一化差异植被指数（Normalized Difference Vegetation Index， NDVI）[4]、增强植被指数（Enhanced Vegetation Index， EVI）[5] 和叶面积

收稿日期：2026-04-30

基金项目：国家自然科学基金项目（32572203）；国家社会科学基金项目（23BGL252）；重庆市自然基金项目（CSTB2024NSCQ-MSX0729）；中国博士后科学基金项目（2025M782475）

作者简介：王 毅，博士，讲师，研究方向为农情信息空天地一体化智能感知与精准作业技术。E-mail：wang_yi@xaufe.edu.cn

*通信作者：张立元，博士，副教授，研究方向为作物生长信息无人机遥感诊断技术及装备研究。E-mail：liyuan.zhang@ujs.edu.cn

copyright©2026 by the authors　　（登录 www.smartag.net.cn 免费获取电子版全文）

指数（Leaf Area Index, LAI）[6] 等指标已被广泛用于表征作物长势、冠层结构及生物量积累特征[7]。然而，作物产量不仅受作物冠层长势影响，还受到气温、降水等气象条件的调控，适宜的温度和水分条件有助于促进光合作用、干物质积累和籽粒灌浆。除传统植被指数外，日光诱导叶绿素荧光（Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence, SIF）在表征植被光合生理状态和响应干旱等环境胁迫方面具有优势[8,9]，并在作物产量预测研究中展现出较大潜力。因此，融合遥感变量、气象变量和光合变量，有助于从冠层结构、生长环境和光合功能等多个方面刻画冬小麦产量形成过程，为县域尺度产量预测提供更加丰富的信息支撑。

目前，基于遥感的作物估产模型主要包括作物生长模型和经验统计模型[10-12]。作物生长模型基于作物生理生态过程，能够较好地模拟作物生长发育及产量形成过程，具有较强的机理解释能力，但对输入数据和参数精度要求较高，模型构建较为复杂，在区域尺度推广中易受空间异质性和参数获取困难的制约。传统统计模型主要通过建立产量与遥感指标、气象因子等变量之间的统计关系进行估测，具有建模简便、输入需求较少、易于区域推广等优点，但对复杂非线性关系和动态过程的刻画能力相对有限。随着输入变量类型和数据维度不断增加，机器学习方法逐渐被引入作物产量预测研究。随机森林（Random Forest, RF）[13]、支持向量机（Support Vector Machine, SVM）[14] 和极端梯度提升（Extreme Gradient Boosting, XGBoost）[15] 等方法在处理多因子非线性关系方面具有一定优势[16]。ZHOU 等[17] 整合气候数据与遥感数据，采用 RF、SVM 和最小绝对收缩与选择算子（Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO）等方法对中国县域小麦产量进行预测，结果表明，多源数据融合能够有效提高产量预测精度，且 SVM 整体表现较优。然而，传统机器学习方法通常依赖人工构建的统计特征或阶段性汇总特征，对长时间序列中隐含的阶段性变化、累积效应和长期依赖关系的挖掘仍显不足。

为弥补上述局限，深度学习方法逐渐被引入作物产量预测研究。相较于传统机器学习方法，深度学习能够通过多层网络结构自动提取高层特征，在处理大规模、多源及时序数据方面具有更强优势。其中，卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）擅长提取输入变量中的局部特征，循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）、长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）能够较好学习时间依赖信息并捕捉不同生长阶段的动态变化，因此被广泛应用于作物时序建模与产量预测研究[18-20]。KHAKI 和 WANG[21] 基于环境数据和管理措施构建 CNN-RNN 模型对美国玉米带玉米和大豆产量进行预测，结果表明该模型显著优于 RF、LASSO 和深度全连接神经网络（Deep Fully Connected Neural Network, DFNN）等方法，并具有较好的泛化能力。尽管如此，RNN 与 LSTM 在处理长序列数据时，仍面临梯度消失或爆炸、时间步依赖强，以及长期记忆能力受限等问题。Transformer 摒弃了循环结构，以自注意力机制为核心，能够更好地捕捉序列中不同位置之间的长期依赖关系，近年来逐渐被引入作物产量预测研究[22]。ONOUFRIOU 等[23] 提出了一种基于 Transformer 的多时间线时间序列提取方法，结果表明，该架构在预测草莓产量方面优于 CNN、RNN 和 LSTM 等神经网络。进一步地，相关研究又尝试将 Transformer 与其他深度学习结构组合用于作物估产。XIONG 等[24] 构建了融合 Transformer 与 LSTM 的多层级深度学习估产模型用于玉米产量估测，结果表明该模型在产量估测精度上优于单独的 LSTM、Transformer 和 RF 模型。由此可见，融合 Transformer 的深度学习模型在区域尺度作物产量预测中展现出较好的应用潜力。同时，冬小麦产量形成具有明显的阶段性特征，不同生育时期的冠层结构、光合能力和气象环境信息对最终产量的贡献并不相同。HAN 等[25] 通过设置不同时间窗口分析冬小麦产量预测效果，表明时间窗口选择会影响模型估产精度；王旭等[26] 基于多源数据和 LSTM 模型分析了冬小麦 8 d时相输入下的估产能力变化，结果表明模型估产性能在不同 8 d时相输入下呈现阶段性变化。瞿建华等[27] 基于豫北地区冬小麦返青至成熟期的遥感和气象数据，分别构建不同生育时期 CNN-LSTM 估产模型，并比较其早期估产能力，表明不同生育时期模型的早期估产性能存在差异。上述研究为认识生育阶段信息与产量预测之间的关系提供了重要基础。

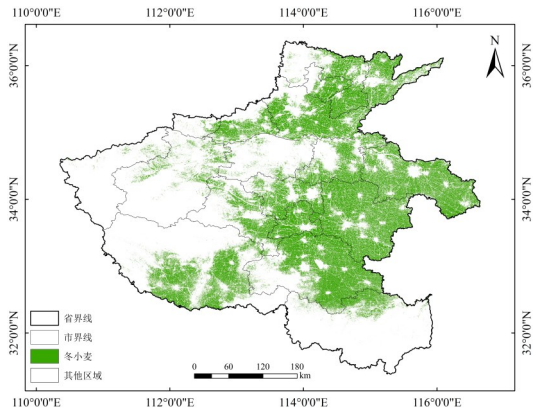
综上所述，现有县域冬小麦产量预测研究已在多源数据融合、深度学习建模，以及生育阶段信息利用方面取得一定进展，但对不同物候阶段信息累积过程及其对估产性能影响的刻画仍相对不足。因此，如何在多源时序数据中有效表达物候阶段渐进

累积特征，并进一步识别影响产量预测能力提升的关键生育阶段，仍是县域冬小麦产量预测中需要深入探讨的问题。为此，本研究以河南省县域冬小麦为研究对象，融合遥感数据、气象数据和光合变量，构建物候阶段渐进式多源数据融合的冬小麦产量预测方法，并结合CNN-LSTM-Transformer模型提取多源时序特征，以期提高县域冬小麦产量预测精度，并揭示不同物候阶段信息累积对估产性能的影响规律。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

以中国河南省冬小麦主产区为研究区，地理范围为东经110°21′—116°39′、北纬31°23′—36°22′，东邻山东、安徽，西接陕西，北连河北、山西，南邻湖北。全省总面积约16.7万km^2，研究区地势总体呈西高东低格局。河南省大部分位于暖温带，南部跨亚热带，属于北亚热带向暖温带过渡的季风气候区，四季分明、雨热同期；年平均气温为10.5℃～16.7 ℃，平均降水量为407.7～1 295.8 mm。河南省是中国冬小麦主产区之一，冬小麦种植面积与总产量在全国占据重要地位。研究区冬小麦种植分布如图1所示。本研究以分蘖期至成熟期作为建模与分析时间窗口，构建县域尺度冬小麦估产模型，具体生育期划分见表1[28]。



注：该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为GS(2023)2762号标准地图制作，底图无修改。

图1 河南省冬小麦种植分布图

Fig. 1 Spatial distribution of winter wheat planting areas in Henan province

1.2 数据来源

1.2.1 遥感数据

选取MODIS的LAI及光合有效辐射吸收比率产品MYD15A2H和地表反射率产品MYD09GA，分别用于获取LAI[29]数据和计算EVI[30]。数据来源于美国国家航空航天局（National Aeronautics and Space Administration, NASA）地球观测系统数据和信息系统网站（https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov）。其中，MYD15A2H产品时间分辨率为8 d，空间分辨率为500 m，其提供的LAI表示单位地表面积上的叶面积总量，能够反映植被冠层结构、生长状况及覆盖水平；MYD09GA产品时间分辨率为1 d，空间分辨率为500 m，EVI由其蓝光波段（Blue）、红光波段（Red）和近红外波段（NIR）反射率计算得到，能够通过抑制大气与土壤噪声干扰更稳定、准确地表征植被生长状况，其计算见公式（1）。

$$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - Red}{NIR + 6Red - 7.5Blue + 1} \quad (1)$$

1.2.2 气象数据

气象数据来源于中国区域地面气象要素驱动数据集（China Meteorological Forcing Dataset, CMFD）v2.0[31-33]（http://data.tpdc.ac.cn），该数据时间分辨率为3 h，空间分辨率为0.1°×0.1°[34]。选取平均气温（Mean Temperature, Tmean）、最高气温（Maximum Temperature, Tmax）、最低气温（Minimum Temperature, Tmin）和降水量（Precipitation, Pre）作为基础气象变量。其中，温度变量主要用于表征冬小麦生长发育和籽粒灌浆过程中的热量条件，降水量主要用于表征生育期水分供给状况及潜在水分胁迫影响[35]。

1.2.3 光合变量

选取SIF作为表征冬小麦光合活动特征的主要变量，并采用全球日光诱导叶绿素荧光数据集（Contiguous Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence, CSIF）[36]（http://data.tpdc.ac.cn）。该数据集时间分

表1 河南省冬小麦生育期划分

Table 1 Phenological-stage division of winter wheat in Henan province

月份	生育时期
11月下旬至12月中旬	分蘖期
12月下旬至次年2月下旬	越冬期
3月上旬至3月下旬	返青期
4月上旬至4月中旬	拔节期
4月下旬至5月上旬	抽穗期
5月中旬至5月下旬	扬花期
6月上旬至6月中旬	成熟期

辨率为4 d，空间分辨率为0.05°×0.05°。SIF与植被光合作用过程耦合紧密，能够在冠层尺度反映作物光合功能状态与生产力变化，并对干旱等环境胁迫具有较强响应能力[37]。因此，将SIF引入冬小麦产量预测，有助于补充传统植被指数在光合生理过程表征方面的不足。

1.2.4　县域冬小麦产量与种植分布数据

县域冬小麦产量数据来源于《河南省统计年鉴》发布的县域冬小麦单产数据。选取2013—2022年连续10年且单产范围为3 000～9 000 kg/hm^{2}的100个冬小麦主产县开展建模与分析，以保证样本的稳定性与代表性。冬小麦种植分布数据采用2001—2024年中国冬小麦30 m分辨率种植分布数据集[38-41]（http://www.nesdc.org.cn），并绘制研究区冬小麦种植分布图。该数据集基于时间权重动态时间规划方法和冬季麦类作物指数生成，冬小麦识别图总体精度为91.17%，生产者精度和用户精度分别为91.60%和90.92%。

1.3　数据预处理与县域时序特征构建

本研究收集了研究区2013—2022年冬小麦分蘖期至成熟期的遥感数据、气象数据与光合变量数据，其中多源数据集的构建流程如图2所示。首先，基于MYD09GA地表反射率产品计算日尺度EVI，并采用中值合成法生成8 d尺度的EVI序列；LAI直接采用MYD15A2H的8 d产品。为统一空间分辨率，将气象数据与SIF数据重采样至500 m；其中，气象数据先由3 h尺度汇总为日尺度数据，分别计算日平均气温、日最高气温、日最低气温和日总降水量；随后按8 d时间窗进行聚合，其中Tmean、Tmax和Tmin分别表示8 d内日平均气温、日最高气温和日最低气温的均值，Pre表示8 d内日总降水量的累积值。SIF数据按8 d时间窗进行最大值合成，以减少云层和其他大气干扰的影响。考虑到云雨等天气影响可能导致LAI与EVI在部分时段出现不连续与异常波动，采用Savitzky-Golay滤波对LAI和EVI时间序列进行平滑去噪，滤波窗口大小设置为9，多项式阶数设置为2[42]。随后，基于冬小麦种植区分布图掩膜并叠加县域行政边界，分别计算100个冬小麦主产县遥感特征变量（EVI、LAI）、气象变量（Tmean、Tmax、Tmin、Pre）及SIF的县域尺度均值。最后，将县域多源时序特征与对应年份的县域冬小麦单产数据进行匹配，构建2013—2022年共1 000个县域年份样本，用于后续模型训练、验证和分析。为消除不同变量量纲差异，将所有特征归一化至［0，1］区间。

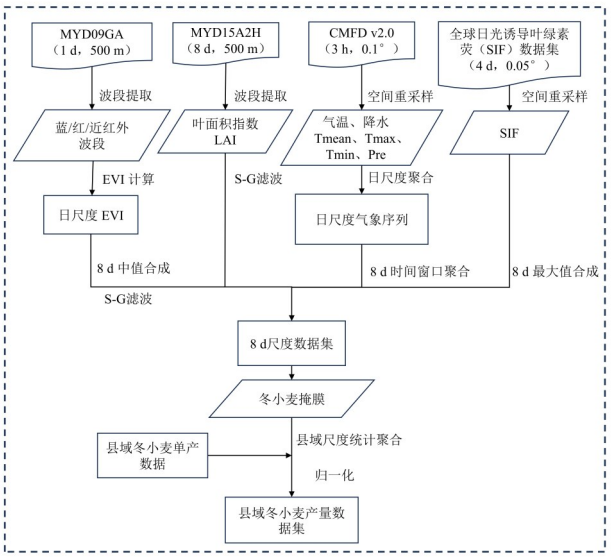


图2　县域冬小麦产量预测中多源数据集的构建流程图

Fig. 2　Flowchart of multi-source dataset construction for county-level winter wheat yield prediction

1.4　物候阶段渐进式多源数据融合估产模型构建

为刻画不同物候阶段信息累积对县域冬小麦产量预测性能的影响，构建物候阶段渐进式多源数据融合估产模型。该模型以冬小麦分蘖期至成熟期为时间主线，将遥感变量、气象变量和光合变量统一组织为县域尺度多源时序特征，并按照冬小麦主要物候阶段逐步扩展模型输入窗口。在此基础上，利用CNN-LSTM-Transformer网络对不同阶段累积输入下的多源时序特征进行建模，实现县域冬小麦产量预测。模型总体框架如图3所示。具体而言，本方法包括三个核心步骤。首先，基于冬小麦种植分布掩膜和县域行政边界，提取EVI、LAI、SIF、Tmean、Tmax、Tmin和Pre的县域尺度时序均值，构建县域年份尺度的多源时序样本；其次，依据冬小麦物候进程，以分蘖期至成熟期作为阶段累积输入的时间范围，按照分蘖期、越冬期、返青期、拔节期、抽穗期、扬花期和成熟期的推进顺序逐步累积输入信息，形成不同物候阶段条件下的模型输入序列；最后，构建CNN-LSTM-Transformer模型，分别利用CNN提取相邻时间步局部变化特征，利用LSTM捕获阶段间连续时序依赖，并通过Transformer Encoder建模输入序列中各时间步之间的全局关联。从而实现对冬小麦产量形成过程的多层次

表征。通过上述设计，本模型不仅能够利用分蘖期至成熟期的多源时序信息进行最终产量预测，还能够比较不同物候阶段输入条件下模型精度的变化，进而量化生育期信息累积对估产性能的影响，并识别出影响县域冬小麦产量预测能力提升的关键阶段。

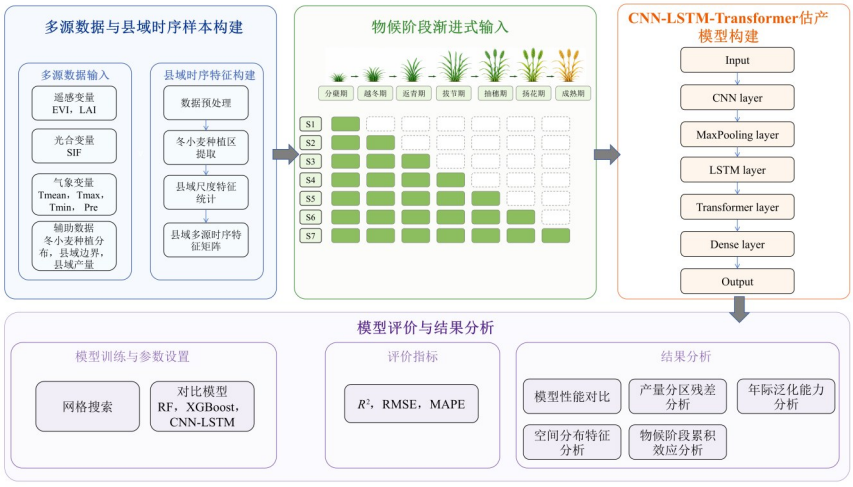


图 3 物候阶段渐进式多源融合估产模型总体框架

Fig. 3 Overall framework of the phenological-stage progressive multi-source fusion model for yield estimation

1.4.1 多源时序特征构建

在完成不同数据源的时间尺度统一、空间分辨率重采样和序列平滑处理后，将每个县域年份样本组织为由时间步和变量维度共同构成的多源时序特征矩阵。对于第i个县在第y年的样本，其多源时序特征可表示为公式（2）：

$$\boldsymbol{X}_{i,y}=\{x_{t,f}\}_{L\times F} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{i,y}$表示第i个县在第y年的多源时序特征矩阵；t表示时间步序号；f表示输入变量序号；L表示分蘖期至成熟期的时间步数量，共26个；F表示输入变量数量，共7个；$x_{t,f}$表示第t个时间步上第f个变量的取值。本研究输入变量包括EVI、LAI、SIF、Tmean、Tmax、Tmin和Pre，分别用于表征冬小麦冠层结构、生长状况、光合功能和气象环境条件。与将分蘖期至成熟期的多源变量简单汇总为静态特征不同，该时序特征构建方式能够保留冬小麦生长过程中的连续动态变化信息，为后续CNN-LSTM-Transformer模型提取局部变化、阶段依赖和全局关联特征提供基础。

1.4.2 物候阶段渐进式输入设计

冬小麦产量形成具有明显的阶段性特征，不同物候阶段所包含的冠层结构、光合活动和气象环境信息对最终产量的贡献并不相同。为分析不同物候阶段信息累积对产量预测性能的影响，本研究设计物候阶段渐进式输入策略。该策略以物候阶段为基本累积单元，按照冬小麦生育期推进顺序逐步扩展模型输入时间窗口。具体而言，当预测窗口截止至第s个物候阶段时，模型仅使用从分蘖期起至该物候阶段结束时的多源时序信息作为输入，其形式可表示为公式（3）：

$$X_{i,y}^{(s)}=\{x_{t,f}\,|\,t\leqslant L_s,\ f=1,2,\cdots,F\} \tag{3}$$

式中：$X_{i,y}^{(s)}$表示第i个县在第y年截止至第s个物候阶段的累积输入特征；s为物候阶段序号；L_s表示第s个物候阶段对应的结束时间步；t、$x_{t,f}$、f和F的含义同公式（2）。随着s对应的输入截止阶段由分蘖期逐步扩展至成熟期，模型输入由早期少量生长信息逐步增加为分蘖期至成熟期的完整时序信息。

基于该设计，分别构建分蘖期、越冬期、返青期、拔节期、抽穗期、扬花期和成熟期七类输入情景，并在相同模型结构和训练验证策略下开展产量预测。通过比较不同输入情景下决定系数（Coefficient of Determination, R^2）、均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）和平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）的变化，定量评估物候阶段信息累积对县域冬小麦产量预测性能的影响。

1.4.3 CNN-LSTM-Transformer模型构建

Transformer是一种以自注意力机制为核心的序列建模框架，能够通过建模序列中不同位置之间的依赖关系并进行加权聚合，获得包含全局上下文信息的特征表示。经典Transformer通常由编码器

（Encoder）和解码器（Decoder）构成，其中编码器和解码器均由若干个相同模块堆叠而成[43]。本研究仅使用Transformer的编码器部分，其结构如图4所示。

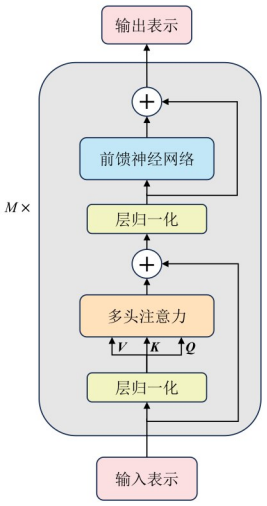


图 4　Transformer Encoder模块结构图

Fig. 4　Schematic diagram of the Transformer Encoder module structure

在Encoder的结构中，基本单元（Encoder Block）由多头注意力（Multi-Head Attention）、残差连接（Residual Connection）与层归一化（Layer-Norm），以及前馈神经网络（Feed-Forward Network, FFN）组成[43]。本研究采用Pre-LN结构，即在注意力子层和FFN子层计算前进行LayerNorm训练。与Post-LN结构相比，Pre-LN有助于改善梯度传播并提高Transformer训练稳定性，从而降低训练过程中梯度不稳定对模型收敛的影响[44]。对于自注意力机制，其输入为当前编码器模块的输入表示。输入表示经过线性映射后分别得到查询矩阵$\boldsymbol{Q}$、键矩阵$\boldsymbol{K}$和值矩阵$\boldsymbol{V}$，再根据$\boldsymbol{Q}$与$\boldsymbol{K}$之间的相关性对$\boldsymbol{V}$进行加权求和，从而得到注意力输出。缩放点积注意力（Scaled Dot-Product Attention）表示为[43]公式（4）：

$$\mathrm{Attention}\left(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V}\right)=\mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{4}$$

式中：softmax(·)为注意力权重的归一化函数；d_k为键向量维度（亦即$\boldsymbol{Q}$与$\boldsymbol{K}$的投影维度）；Attention(·)表示自注意力计算函数。

多头注意力通过并行计算多个注意力头的输出并进行融合，以增强模型对不同时间步之间关联关系的表征能力；FFN则对注意力输出进行逐位置非线性变换，进一步增强特征表达能力。

为更充分地提取和融合多源时序特征，构建CNN－LSTM－Transformer融合模型用于县域冬小麦产量预测。该模型主要由输入层、卷积层、池化层、LSTM层、Transformer Encoder层、全连接层和输出层组成，模型整体结构如图5所示。模型以县域尺度多源时序特征矩阵作为输入，单个县域年份样本的输入维度为26×7，分别对应分蘖期至成熟期的26个时间步和7个多源输入特征。模型中卷积层滤波器数量为32，卷积核大小为3，LSTM隐藏单元数为64。多源数据输入后，CNN提取相邻时间步之间的局部变化特征，并通过最大池化压缩时序长度降低后续建模复杂度。LSTM通过门控机制对序列信息进行选择性记忆与更新，捕获时序特征中的局部依赖关系，并输出所有时间步的隐藏状态序列作为中间表征。Transformer Encoder利用多头自注意力机制进一步建模不同时间步之间的全局依赖关系，从而增强模型对全局时序特征的表征能力。最后，将Transformer Encoder输出的高阶时序特征经展平后输入全连接层，通过非线性映射输出县域冬小麦单产预测值。

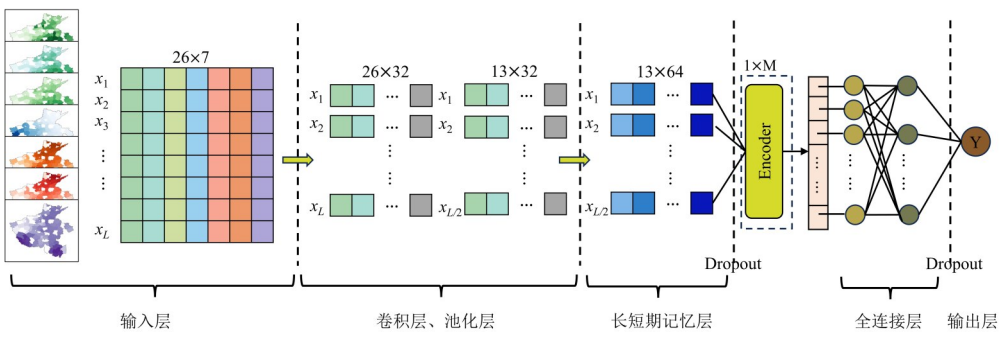


图 5　CNN-LSTM-Transformer模型结构

Fig. 5　Architecture of the CNN-LSTM-Transformer model

1.4.4 模型训练与验证策略

为评估CNN-LSTM-Transformer模型的预测优势，选取RF、XGBoost和CNN-LSTM作为对比模型，并在相同样本集、输入变量和评价指标下开展对比实验。本研究将总样本随机划分为训练集和测试集，其中80%样本用于模型训练，20%样本用于模型测试。各模型超参数通过训练集网格搜索确定，并综合R^2和RMSE表现选取最优参数组合。为评价CNN-LSTM-Transformer模型的年际泛化能力，本研究采用逐年留一交叉验证方法。具体而言，每次选取2013—2022年中的1个年份作为测试集，其余9个年份作为训练集，依次完成不同年份的预测。对于不同物候阶段输入情景，均采用相同的逐年留一验证策略，以保证阶段累积效应分析结果的可比性。在每一轮验证中，数据归一化参数均由训练集计算获得，并应用于对应测试集，以避免测试年份信息泄露。

CNN-LSTM-Transformer模型由一维卷积层、最大池化层、LSTM层和Transformer编码层构成。卷积层滤波器数为32，卷积核大小为3，LSTM隐藏单元为64，注意力头数为4。为降低过拟合风险，设置Dropout为0.15。训练采用Adam优化器，初始学习率为0.000 3，损失函数为MSE，batchsize为16，训练轮数为300。各模型关键超参数见表2。

表2 CNN-LSTM-Transformer模型及对比模型关键超参数设置

Table 2 Key hyperparameter settings of the CNN-LSTM-Transformer model and comparative models

模型	超参数	含义	最优值
RF	n_estimators	树数量	200
	max_depth	最大树深度	9
XGBoost	n_estimators	树数量	200
	max_depth	最大树深度	6
	learning_rate	学习率	0.1
CNN-LSTM	conv_filters	卷积滤波器数量	32
	kernel_size	卷积核大小	3
	lstm_units	LSTM隐藏单元数	64
	dropout	随机失活率	0.15
	learning_rate	学习率	0.000 3
CNN-LSTM-Transformer	conv_filters	卷积滤波器数量	32
	kernel_size	卷积核大小	3
	lstm_units	LSTM隐藏单元数	64
	num_heads	注意力头数	4
	ff_dim	前馈网络维度	64
	dropout	随机失活率	0.15
	learning_rate	学习率	0.000 3

1.5 评价指标

为评估模型的拟合能力与预测误差，采用R^2、RMSE和MAPE这3项指标[45]。其中，R^2用于评价模型对县域冬小麦产量变化的解释能力，RMSE用于衡量预测值与实测值之间的绝对偏差，MAPE用于表征模型预测的相对误差水平。其计算如公式（5）～公式（7）所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{5}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{6}$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100\% \tag{7}$$

式中：y_i为第i个样本的实测产量；$\hat{y}_i$为模型预测产量；$\bar{y}$为实测产量均值；n为样本数。R^2越接近1，表示模型对产量变化的解释能力越强；RMSE越小，表示预测值与实测值的绝对偏差越小；MAPE越小，表示模型相对误差越低、预测精度越高。

2 结果与分析

2.1 不同模型的性能对比

为评价所构建模型在县域冬小麦产量预测中的有效性，本研究在相同数据集条件下，对RF、XGBoost、CNN-LSTM和CNN-LSTM-Transformer模型的预测结果进行比较分析。不同模型预测产量与实际产量的散点关系如图6所示。总体来看，四种模型的预测值与实测值之间均呈现一定线性关系，但不同模型的拟合能力和误差分布存在明显差异。其中，CNN-LSTM-Transformer模型表现最佳，其次为CNN-LSTM、XGBoost和RF。

从评价指标看，传统机器学习模型的预测性能相对较低。RF模型的R^2、RMSE和MAPE分别为0.629、861.62 kg/hm^{2}和12.44%；XGBoost模型的R^2、RMSE和MAPE分别为0.684、795.39 kg/hm^{2}和11.30%。相比之下，深度学习模型整体表现更优。CNN-LSTM模型的R^2提高至0.773，RMSE和MAPE分别降低至673.94 kg/hm^{2}和9.56%。在CNN-LSTM基础上进一步引入Transformer Encoder后，CNN-LSTM-Transformer模型获得最高预测精度，R^2达到0.827，RMSE降低至588.25 kg/hm^2，MAPE

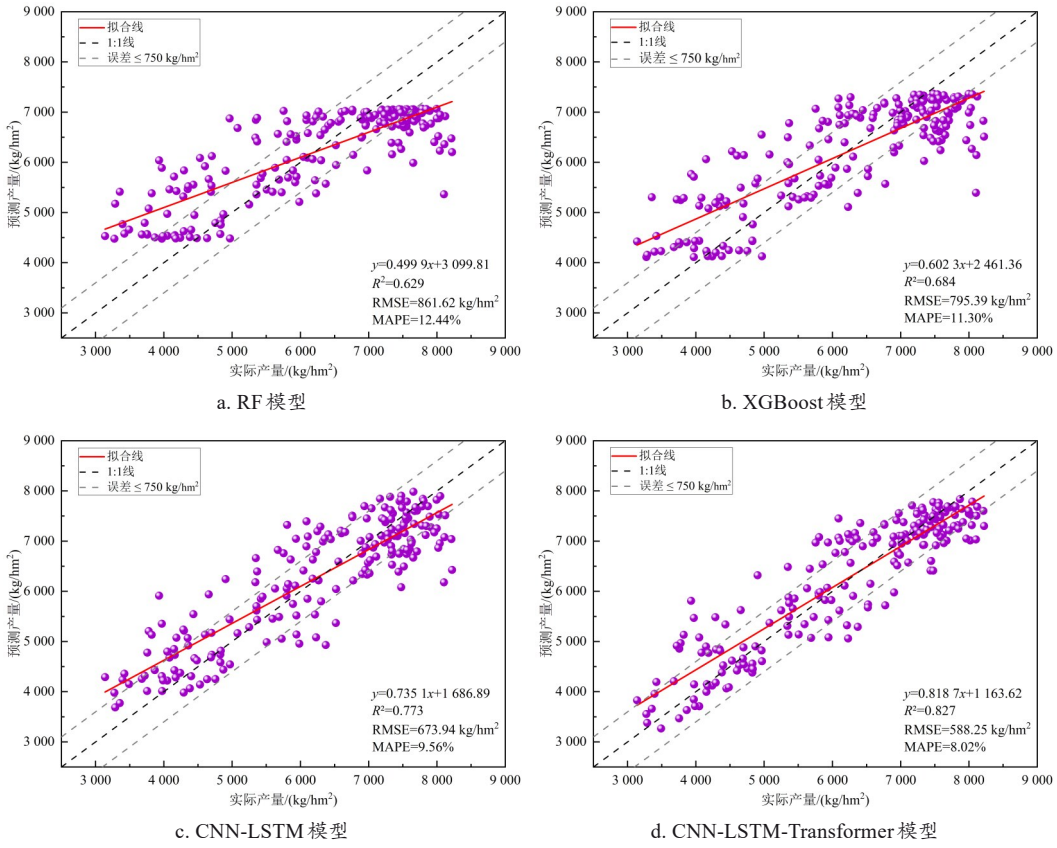


图6　CNN-LSTM-Transformer模型及对比模型预测产量与实际产量散点图

Fig. 6　Scatter plots of predicted and actual yields for the CNN-LSTM-Transformer model and comparative models

降低至8.02%。相较于CNN-LSTM模型，CNN-LSTM-Transformer模型的R^2提高0.054，RMSE和MAPE分别降低85.69 kg/hm²和1.54个百分点，说明引入Transformer Encoder有助于进一步提升模型对冬小麦产量变化的表征能力和误差控制能力。

从散点分布特征看，RF和XGBoost模型的预测点离散程度较大，部分样本明显偏离1∶1线，并表现出较典型的低产高估和高产低估现象。尤其在实测产量大于7 000 kg/hm²的高产区间，传统机器学习模型对高产样本的低估较为明显。CNN-LSTM模型的散点分布较传统机器学习模型更接近1∶1线，说明其对时序特征的学习能力能够改善估产效果。CNN-LSTM-Transformer模型的散点分布最为集中，落入误差带内的样本数量更多，尤其在中高产区间表现出更好的预测稳定性。上述结果表明，CNN-LSTM-Transformer模型能够通过CNN提取局部变化特征，利用LSTM捕获阶段性时序依赖，并借助Transformer Encoder建模长距离时序关联，从而更充分地挖掘多源时序特征与冬小麦产量之间的复杂关系。

2.2　不同产量分区的残差分布特征分析

为进一步刻画不同模型在不同产量水平下的误差分布特征，基于残差箱线图对低产区、中产区和高产区样本进行分区比较，结果如图7所示。借鉴LI等[28]对河南省冬小麦产量水平的划分方法，将样本划分为低产区（3 000≤yield<5 000 kg/hm²）、中产区（5 000≤yield≤7 000 kg/hm²）和高产区（yield >7 000 kg/hm²）。总体来看，CNN-LSTM-Transformer在三类产量分区中的残差整体更接近零线，且极端误差较少，说明其对不同产量水平样本具有更好的适应能力。

低产区残差整体偏正，表现为不同程度的低产高估。RF、XGBoost、CNN-LSTM和CNN-LSTM-Transformer在低产区的平均残差分别为867.86、671.32、466.14和300.79 kg/hm²。相较于传统机器学习模型，深度学习模型明显减弱了低产区高估偏差，其中CNN-LSTM-Transformer模型的平均残差最小，箱体位置更接近零线，说明其对低产样本的误差控制能力更强。但由于低产区训练样本相对较少，且部分低产县域可能受地形、管理水平或局地

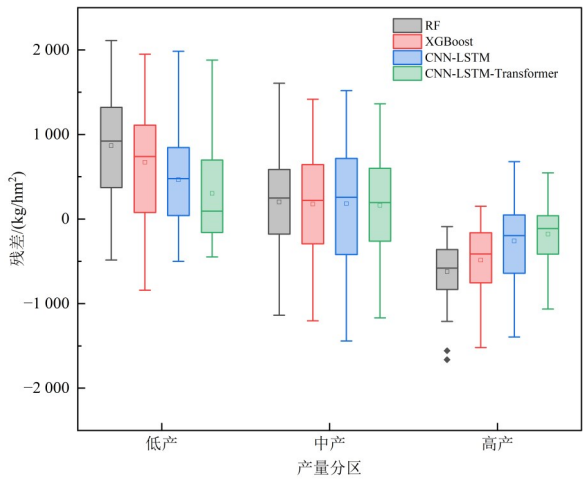


图7 CNN-LSTM-Transformer模型及对比模型的不同产量分区残差箱线图

Fig. 7 Boxplots of residuals in different yield zones for the CNN-LSTM-Transformer model and comparative models

灾害影响较大，该区间残差波动仍较明显。

中产区残差整体最接近零线，说明各模型在该产量范围内均具有相对较好的拟合效果。其中，CNN-LSTM-Transformer模型在中产区的平均残差为167.31 kg/hm²，残差分布整体较集中，表明模型对主体产量区间具有较好的预测稳定性。相比之下，RF和XGBoost模型仍存在一定离散性，说明传统机器学习模型对多源时序特征中复杂非线性关系的表达能力相对有限。

高产区各模型残差整体偏负，表现为高产低估。CNN-LSTM和CNN-LSTM-Transformer在高产区的平均残差分别为−257.59和−180.65 kg/hm²，表明引入Transformer后，高产区低估现象得到进一步缓解。相较于其他模型，CNN-LSTM-Transformer在高产区的负向偏差较弱，极端负残差也更少，说明其能够更充分地捕获高产样本所对应的多源时序特征。整体来看，CNN-LSTM-Transformer模型能够在一定程度上缓解低产高估和高产低估问题，从而提高县域冬小麦产量预测的稳定性。

2.3 物候阶段累积对产量预测性能的影响分析

为进一步分析不同物候阶段信息累积对冬小麦产量预测性能的影响，采用物候阶段渐进式输入策略，依次累积分蘖期、越冬期、返青期、拔节期、抽穗期、扬花期和成熟期的多源时序信息，并比较不同阶段输入条件下CNN-LSTM-Transformer模型的预测精度，结果如表3所示。

表3 不同物候阶段下CNN−LSTM−Transformer模型的估产精度

Table 3 Yield estimation accuracy of the CNN-LSTM-Transformer model at different phenological stages

生育阶段	R^2	RMSE/(kg/hm²)	MAPE/%
分蘖期	0.388	1 061.85	16.02
越冬期	0.453	1 000.17	14.76
返青期	0.548	900.18	13.01
拔节期	0.665	785.04	10.90
抽穗期	0.712	727.31	10.12
扬花期	0.733	702.46	9.71
成熟期	0.753	682.01	9.34

总体来看，随着物候阶段信息的不断累积，模型预测性能呈持续提升趋势，表现为R^2逐步升高、RMSE和MAPE逐步降低。分蘖期模型预测精度相对较低，R^2为0.388，RMSE为1 061.85 kg/hm²，MAPE为16.02%；当输入信息累积至越冬期后，R^2提高至0.453，RMSE降低至1 000.17 kg/hm²，MAPE降低至14.76%，但整体提升幅度仍较有限。说明在冬小麦生长前期，冠层结构和光合能力尚未充分发育，遥感和光合变量中包含的最终产量信息相对不足，因此模型早期预测能力较弱。

返青期至抽穗期是模型预测性能快速提升的关键阶段。随着输入信息由返青期进一步累积至拔节期和抽穗期，模型R^2由0.548提高至0.712，RMSE由900.18 kg/hm²降低至727.31 kg/hm²，MAPE由13.01%降低至10.12%。预测精度提升明显。这一阶段冬小麦由越冬后恢复生长进入快速营养生长期，冠层覆盖度、叶面积指数和群体光合能力快速增加，遥感变量、SIF及气象条件对产量形成的指示作用逐渐增强。因此，返青至抽穗期多源信息的累积能够显著提高模型对最终产量的预测能力。抽穗期以后，模型预测性能仍有所提升，但提升幅度逐渐减小。当输入信息由抽穗期累积至扬花期和成熟期时，R^2由0.712进一步提高至0.753，RMSE由727.31 kg/hm²降低至682.01 kg/hm²，MAPE由10.12%降低至9.34%。与返青至抽穗期相比，扬花期至成熟期新增信息带来的精度增益相对有限，表明模型在抽穗期前后已捕获了较多与产量形成相关的关键时序信息。

总体而言，物候阶段累积分析表明，冬小麦县域产量预测能力随生育进程推进而逐步增强，其中返青期至抽穗期是预测性能提升最明显的关键阶段。这说明所构建的物候阶段渐进式多源数据融合方法能够有效揭示不同生育阶段信息对产量预测的

贡献差异。

2.4 逐年留一验证下的年际泛化能力分析

为检验CNN-LSTM-Transformer模型在不同年份条件下的泛化能力，采用逐年留一交叉验证方法，即每次留出1个年份作为测试集，其余年份作为训练集，依次完成2013—2022年县域冬小麦产量预测。不同年份模型预测性能结果如图8所示。

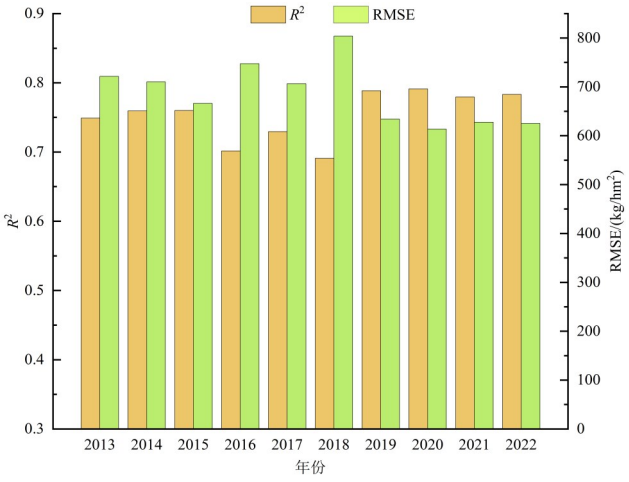


图8　CNN-LSTM-Transformer模型在不同测试年份下的预测性能对比图

Fig. 8　Prediction performance comparison of the CNN-LSTM-Transformer model in different test years

总体来看，CNN-LSTM-Transformer模型在不同年份均保持了较好的预测能力，R^2介于0.69～0.79之间，RMSE介于613.77～766.81 kg/hm^{2}之间，平均R^2和RMSE分别为0.753和682.01 kg/hm^2。尽管不同年份间模型精度存在一定波动，但多数年份仍保持较高预测水平，说明模型能够较好地学习多源时序特征与冬小麦产量之间的非线性关系，并具有较好的年际泛化能力。

从逐年结果来看，2016年和2018年的预测表现相对较弱，可能与对应年份冬小麦生长过程中遭遇的不利气象条件和病害影响有关。2016年冬小麦主要受连阴雨和收获期强降雨影响并伴随赤霉病偏重发生、2018年部分地区受晚霜冻影响且纹枯病发生较重。这类异常天气或灾害因素可能导致产量形成过程偏离常规时序特征模式，从而增加模型预测难度。相比之下，2019—2022年模型整体表现更优，R^2均超过0.779，预测结果与实际产量具有较好一致性。总体而言，逐年留一验证结果表明，CNN-LSTM-Transformer模型在不同年份条件下具有较好的稳定性，但在异常气候或灾害年份仍存在一定预测不确定性。

2.5 县域冬小麦预测产量的空间分布特征分析

为进一步检验CNN-LSTM-Transformer模型在空间尺度上的表达能力，选取2019—2022年县域冬小麦预测结果及对应残差分布进行分析，其时空分布如图9所示。

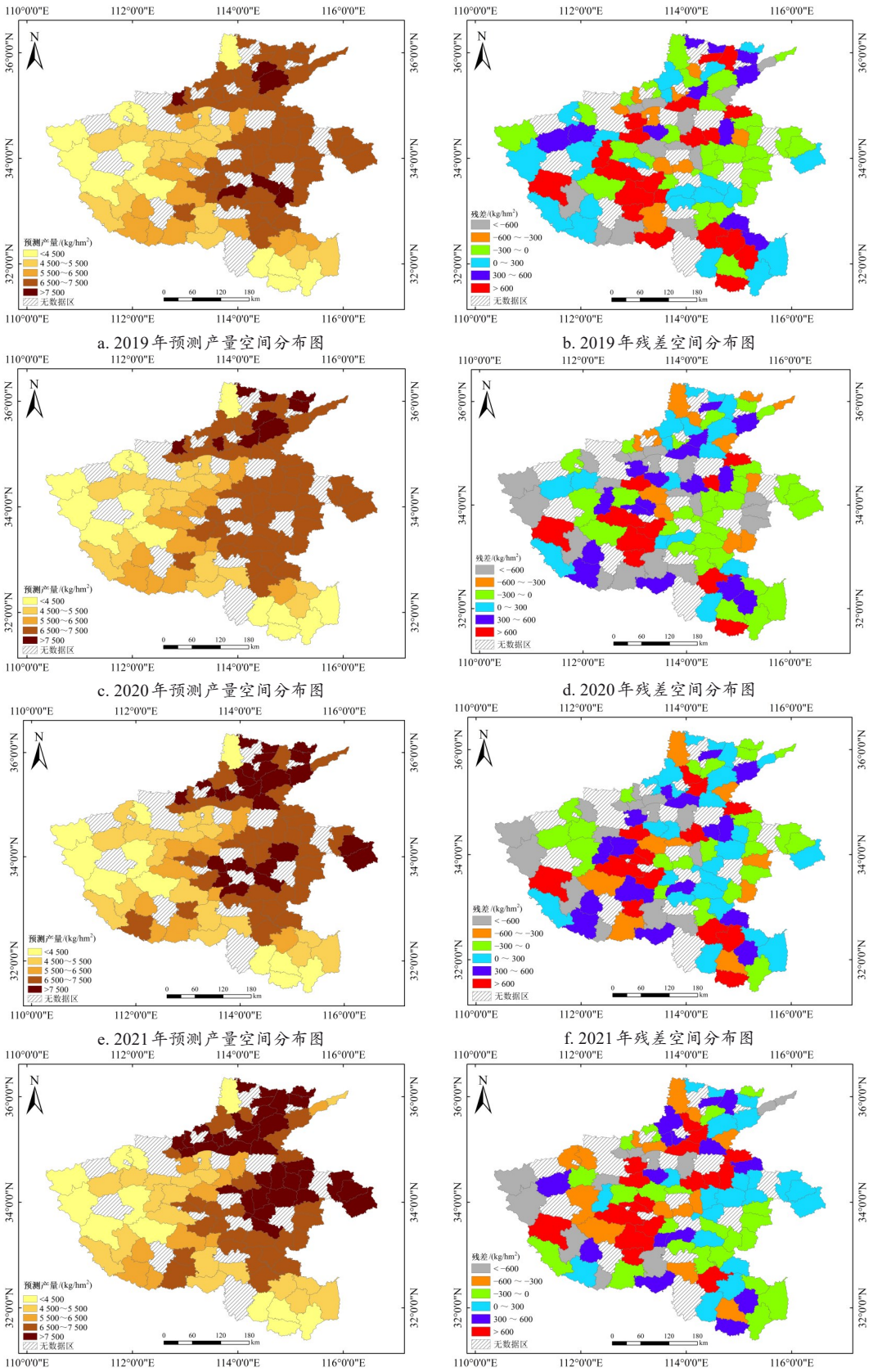
从预测产量空间分布来看，模型预测结果与河南省冬小麦产量分布趋势基本一致，整体呈现出西部较低、中东部较高的空间格局。西部地区地势较高，山地丘陵分布较多，而中东部平原地区耕地资源较为丰富、种植条件较好，更有利于冬小麦稳产高产；南部尤其信阳一带受地形和气候条件影响，冬小麦种植规模和产量水平相对较低。总体上，模型能够较好反映河南省县域冬小麦产量的空间分布特征。

从残差分布图来看，模型残差在空间上存在较为明显的区域差异。其中，中部和中东部部分中高产县域出现不同程度的低估，如荥阳市、中牟县、鄢陵县和长葛市等；西部和西南部部分低产县域则出现不同程度的高估，如鲁山县、登封市、西峡县和巩义市等。这表明模型在整体空间格局刻画方面表现较好，但在局部高产区域和低产复杂区域仍存在一定偏差。偏差可能与局地自然条件差异及模型对极值区域的表达能力有关。西部和西南部地形起伏较大，受地形阴影和混合像元影响，遥感特征提取稳定性相对较弱，从而更易出现高估；中部和中东部高值区域农业生产条件较好，实际产量水平较高，模型对高产极值区域的刻画仍不够充分，因此容易出现一定低估。

总体来看，CNN-LSTM-Transformer模型预测得到的县域冬小麦产量空间格局较为稳定，与河南省冬小麦产量实际分布趋势总体一致，说明该模型在县域尺度产量空间表达上具有较好的合理性和适用性。但局部区域残差差异也表明，后续仍需进一步引入土壤、地形、灌溉、施肥和品种等管理与环境因子，以提高模型对复杂区域和极端产量样本的刻画能力。

3　讨　论

本研究将多源时序特征、CNN-LSTM-Transformer融合结构和物候阶段渐进式输入策略相结合，构建了县域冬小麦产量预测模型。结果表明，



a. 2019年预测产量空间分布图

b. 2019年残差空间分布图

c. 2020年预测产量空间分布图

d. 2020年残差空间分布图

e. 2021年预测产量空间分布图

f. 2021年残差空间分布图

g. 2022年预测产量空间分布图

h. 2022年残差空间分布图

注:该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为GS(2023)2762号标准地图制作,底图无修改。

图9 2019—2022年CNN-LSTM-Transformer模型预测产量及残差时空分布图

Fig. 9 Spatiotemporal distributions of predicted yield and residuals of the CNN-LSTM-Transformer model from 2019 to 2022

CNN-LSTM-Transformer模型在整体预测精度、产量分区残差控制和年际稳定性方面均表现较好。同时，引入物候阶段渐进式输入策略，揭示了不同生育阶段信息累积对模型预测性能的影响差异，从而将多源时序估产从“生育期整体建模”进一步拓展到“生育阶段贡献识别”。在数据输入方面，与王鹏新等[46]基于植被温度条件指数（Vegetation Temperature Condition Index, VTCI）、LAI等遥感参数构建CNN-Transformer模型不同，本研究进一步融合遥感变量、气象变量和SIF光合变量，构建CNN-LSTM-Transformer多源时序估产模型，取得了更好的预测精度。这说明多源数据的引入能够从冠层结构、生长状态、光合功能和气象环境等方面更全面地表征冬小麦产量形成过程，从而增强模型对县域冬小麦产量变化的预测能力。在模型结构方面，ZHANG等[47]融合EVI、LAI、SIF及气象数据构建贝叶斯优化-卷积神经网络-双向长短期记忆网络（Bayesian Optimization-Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory, BO-CNN-BiLSTM）模型用于河南省冬小麦产量预测，并取得了较好的估产精度。本研究结果与其研究结论基本一致，并在预测精度上有所改善。引入Transformer Encoder后，模型能够进一步捕获各时间步之间的全局关联关系，使模型对分蘖期至成熟期内多源时序动态变化的表征能力得到增强。

物候阶段累积效应分析表明，冬小麦产量预测性能随生育期推进持续提升，其中返青期至抽穗期是模型预测能力快速提高的关键阶段。分蘖期和越冬期冬小麦冠层发育尚不充分，植被指数、LAI和SIF等变量对最终产量的指示信息有限，因此早期预测精度较低。返青后，冬小麦恢复生长并进入快速营养生长期，冠层覆盖度、LAI和群体光合能力快速增加；拔节至抽穗阶段又与群体结构建成、穗数形成和光合生产能力提升密切相关，因此该阶段多源信息累积能够显著提高模型对最终产量的预测能力[48]。抽穗期以后模型精度仍有所提高，但增幅逐渐减小，说明模型在抽穗期前后已捕获了较多与产量形成相关的关键时序信息，后续阶段新增信息的边际贡献相对降低。这一结果表明，物候阶段渐进式融合不仅能够提高估产精度，也有助于识别县域冬小麦产量预测的关键时间窗口。

CNN-LSTM-Transformer模型表现出较好的估产能力，主要得益于其对多源时序特征的分层表达能力。县域冬小麦产量形成是一个连续动态过程，不同时间步之间既存在短期波动，也存在跨阶段累积效应。CNN能够提取相邻时间步的局部变化特征，LSTM能够捕获不同物候阶段之间的连续依赖关系，Transformer Encoder则可通过自注意力机制建模长距离时序关联。三者结合有助于从局部变化、阶段依赖和全局关联三个层面表征冬小麦产量形成过程[49]。因此，相较于RF、XGBoost等传统机器学习模型，CNN-LSTM-Transformer能够更好地保留和利用多源变量的时间序列结构；相较于CNN-LSTM，引入Transformer Encoder后，模型能够进一步捕获不同时间步之间的全局关联关系，增强对多源时序动态变化的表征能力，从而提升整体预测精度，并在一定程度上缓解低产高估和高产低估现象。

逐年留一验证和空间分布结果表明，所构建模型具有较好的年际稳定性和空间适用性。模型在多数年份保持较高预测精度，说明其能够较好适应不同年份气象背景和作物生长条件变化。同时，预测产量能够较好反映河南省冬小麦西部较低、中东部较高的县域空间格局，表明多源时序特征对区域产量差异具有较好的表征能力。但在2016年、2018年等异常年份，以及局部高产区和低产复杂区域，模型预测仍存在一定偏差。这可能与极端天气、病虫害、地形差异和农田管理措施等未纳入因素有关，也说明仅依赖遥感、气象和SIF变量仍难以完全刻画复杂条件下的产量形成过程。

4　结　论

本研究以河南省100个冬小麦主产县为研究对象，融合2013—2022年遥感变量、气象变量和SIF光合变量，构建了物候阶段渐进式多源数据融合的县域冬小麦产量预测方法，并利用CNN-LSTM-Transformer模型对多源时序特征进行建模。研究结果表明，该方法能够有效表征冬小麦生育期内多源信息的阶段累积过程，在提升县域冬小麦产量预测精度和识别关键预测阶段方面具有较好适用性。主要结论如下：

1）CNN-LSTM-Transformer模型在县域冬小麦产量预测中表现出较高精度。与RF、XGBoost和CNN-LSTM模型相比，该模型取得了最佳预测效果，R^2、RMSE和MAPE分别为0.827、588.25 kg/hm^{2}和8.02%。相较于CNN-LSTM模型，R^2提高0.054，RMSE和MAPE分别降低85.69 kg/hm^{2}和1.54个百分点，说明引入Transformer Encoder有助于增强模

型对全局多源时序信息的表达能力。

2）物候阶段累积分析表明，随着生育阶段信息逐步增加，模型预测性能持续提升。分蘖期和越冬期预测精度相对较低，返青期至抽穗期模型性能提升最为明显，说明该阶段多源信息能够更充分地反映冬小麦冠层发育、光合能力提升和产量形成过程，是县域冬小麦产量预测能力快速提高的关键时期。

3）模型在不同产量水平、年份和空间尺度上具有较好的稳定性。残差分区结果表明，CNN-LSTM-Transformer模型能够在一定程度上缓解低产高估和高产低估现象；逐年留一验证结果表明模型具有较好的年际泛化能力；空间分布结果显示，预测产量能够较好反映河南省冬小麦西部较低、中东部较高的县域空间格局。

总体来看，本研究提出的物候阶段渐进式多源数据融合方法能够有效提升县域冬小麦产量预测精度，并揭示不同物候阶段信息累积对估产性能的影响规律，可为区域冬小麦产量动态预测和关键生育阶段监测提供方法支撑。

尽管本研究构建的物候阶段渐进式多源数据融合方法在县域冬小麦产量预测中取得了较好效果，但仍存在一定局限。首先，当前模型尚未充分纳入土壤属性、地形因子、灌溉制度、施肥水平、品种结构、病虫害发生和农田管理措施等因素，这在一定程度上限制了模型对局地空间异质性和异常年份产量变化的解释能力。其次，以县域统计产量作为预测目标，虽然适用于区域尺度产量监测，但县域尺度数据可能掩盖田块内部管理差异和空间异质性。未来研究可进一步融合更高空间分辨率遥感数据、土壤与农田管理信息，并结合跨区域、多年份样本验证模型泛化能力，以进一步提升县域冬小麦产量预测的稳定性和应用价值。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] CLARK R, DAHLHAUS P, ROBINSON N, et al. Matching the model to the available data to predict wheat, barley, or canola yield: A review of recently published models and data[J]. Agricultural Systems, 2023, 211: 103749.

[2] 赵龙才, 李粉玲, 常庆瑞. 农作物遥感识别与单产估算研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 1-19.
ZHAO L C, LI F L, CHANG Q R. Review on crop type identification and yield forecasting using remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 1-19.

[3] SADEH Y, ZHU X, DUNKERLEY D, et al. Versatile crop yield estimator[J]. Agronomy for Sustainable Development, 2024, 44 (4): 42.

[4] LIU Z, DI L, YANG R, et al. In-season crop yield prediction: State of the art and future research direction[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2026, 146: 105129.

[5] HASEEB M, TAHIR Z, MAHMOOD S A, et al. Winter wheat yield prediction using linear and nonlinear machine learning algorithms based on climatological and remote sensing data[J]. Information Processing in Agriculture, 2025, 12(4): 431-444.

[6] ZHANG H Y, ZHANG Y, LIU K D, et al. Winter wheat yield prediction using integrated Landsat 8 and Sentinel-2 vegetation index time-series data and machine learning algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108250.

[7] FUENTES I, AL-SHAMMARI D, AL-NASRAWI A K M, et al. The normalised difference vegetation index as an analytic tool for wheat crop yield prediction: A review and meta-analysis[J]. Precision Agriculture, 2025, 26(4): 55.

[8] WU H, ZHOU P P, SONG X Y, et al. Dynamics of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) and its response to meteorological drought in the Yellow River Basin[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 360: 121023.

[9] 刘良云, 杜珊珊, 刘新杰, 等. 日光诱导叶绿素荧光卫星遥感: 原理、进展与展望[J]. 遥感技术与应用, 2026, 41(1): 1-22.
LIU L Y, DU S S, LIU X J, et al. Satellite remote sensing of solar induced chlorophyll fluorescence: Principles, progresses and frontiers[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2026, 41 (1): 1-22.

[10] ZHANG F J, LIANG S L, MA H, et al. A review of crop yield estimation on pixel and field scales from remotely sensed data[J]. Science of Remote Sensing, 2026, 13: 100342.

[11] XIAO G L, HUANG J X, ZHUO W, et al. Progress and perspectives of crop yield forecasting with remote sensing: A review[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2025, 13(3): 338-368.

[12] INIYAN S, VARMA V A, TEJA NAIDU C. Crop yield prediction using machine learning techniques[J]. Advances in Engineering Software, 2023, 175: 103326.

[13] LU J, LI J, FU H K, et al. Estimation of rice yield using multi-source remote sensing data combined with crop growth model and deep learning algorithm[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2025, 370: 110600.

[14] DHALIWAL D S, WILLIAMS M M. Sweet corn yield prediction using machine learning models and field-level data[J]. Precision Agriculture, 2024, 25(1): 51-64.

[15] 罗琦, 茹晓雅, 姜元, 等. 基于机器学习与气象灾害指标的苹果相对气象产量预测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 352-364.
LUO Q, RU X Y, JIANG Y, et al. Prediction of apple relative meteorological yields based on machine learning and meteorological disaster indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 352-364.

[16] DEMIRHAN H. A deep learning framework for prediction of crop yield in Australia under the impact of climate change[J]. Information Processing in Agriculture, 2025, 12(1): 125-138.

[17] ZHOU W M, LIU Y J, ATA-UL-KARIM S T, et al. Integrating climate and satellite remote sensing data for predicting county-level wheat yield in China using machine learning methods[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 111: 102861.

[18] KHAN S N, IQBAL J, KHAN M R, et al. Using remotely sensed vegetation indices and multi-stream deep learning improves county-level corn yield predictions[J]. European Journal of Agronomy, 2025, 164: 127496.

[19] LU J, LI J, FU H K, et al. Deep learning for multi-source data-driven crop yield prediction in Northeast China[J]. Agriculture, 2024, 14(6): 794.

[20] SONG C X, LIU T A, NING W G, et al. Wheat yield prediction based on parallel CNN-LSTM-Attention with transfer learning model[J]. Agriculture, 2025, 15(23): 2519.

[21] KHAKI S, WANG L Z. Crop yield prediction using deep neural networks[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 621.
[22] ALEISSAEE A A, KUMAR A, ANWER R M, et al. Transformers in remote sensing: A survey[J]. Remote Sensing, 2023, 15(7): 1860.
[23] ONOUFRIOU G, HANHEIDE M, LEONTIDIS G. Premonition Net, a multi-timeline transformer network architecture towards strawberry tabletop yield forecasting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 208: 107784.
[24] XIONG X G, ZHONG R H, TIAN Q Y, et al. Daily DeepCropNet: A hierarchical deep learning approach with daily time series of vegetation indices and climatic variables for corn yield estimation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 209: 249-264.
[25] HAN J C, ZHANG Z, CAO J, et al. Prediction of winter wheat yield based on multi-source data and machine learning in China [J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 236.
[26] 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): 1117-1126.
WANG X, LIU B, CHEN Z C, et al. Winter wheat yield estimation at county-scale based on the multi-source data and LSTM model[J]. Research of Agricultural Modernization, 2023, 44(6): 1117-1126.
[27] 瞿建华, 安婷婷, 鄢俊洁, 等. 基于CNN-LSTM模型的豫北地区冬小麦产量预测[J]. 麦类作物学报, 2025, 45(12): 1699-1710.
QU J H, AN T T, YAN J J, et al. Winter wheat yield prediction in northern Henan province based on CNN-LSTM model[J]. Journal of Triticeae Crops, 2025, 45(12): 1699-1710.
[28] 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.
[29] PARIDA P K, SOMASUNDARAM E, KRISHNAN R, et al. Unmanned aerial vehicle-measured multispectral vegetation indices for predicting LAI, SPAD chlorophyll, and yield of maize[J]. Agriculture, 2024, 14(7): 1110.
[30] PEI J, TAN S F, ZOU Y P, et al. The role of phenology in crop yield prediction: Comparison of ground-based phenology and remotely sensed phenology[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2025, 361: 110340.
[31] HE J, YANG K, TANG W J, et al. The first high-resolution meteorological forcing dataset for land process studies over China[J]. Scientific Data, 2020, 7: 25.
[32] TANG W J, YANG K, QIN J, et al. A 16-year dataset (2000–2015) of high-resolution (3 h, 10 km) global surface solar radiation[J]. Earth System Science Data, 2019, 11(4): 1905-1915.
[33] JIANG Y Z, YANG K, QI Y C, et al. TPHiPr: A long-term (1979–2020) high-accuracy precipitation dataset (1/30°, daily) for the Third Pole region based on high-resolution atmospheric modeling and dense observations[J]. Earth System Science Data, 2023, 15 (2): 621-638.
[34] SHAO C K, YANG K, TANG W J, et al. Convolutional neural network-based homogenization for constructing a long-term global surface solar radiation dataset[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 169: 112952.
[35] DU X, GAO Z, SUN X N, et al. Increasing temperature during early spring increases winter wheat grain yield by advancing phenology and mitigating leaf senescence[J]. Science of the Total Environment, 2022, 812: 152557.
[36] ZHANG Y, JOINER J, ALEMOHAMMAD S H, et al. A global spatially contiguous solar-induced fluorescence (CSIF) dataset using neural networks[J]. Biogeosciences, 2018, 15(19): 5779-5800.
[37] ZHOU L T, LIN J Y, WU J J, et al. Assessing the potential of red solar-induced chlorophyll fluorescence for drought monitoring in different growth stages of winter wheat[J]. Ecological Indicators, 2024, 161: 111960.
[38] 董洁, 付阳阳, 袁文平. 2001-2024年中国冬小麦30米分辨率种植分布数据集[DS/OL]. 国家生态科学数据中心, 2023.
DONG J, FU Y Y, YUAN W P. 2001-2024 annual winter wheat mapping dataset in China at 30 m resolution[DS/OL]. National Ecological Scientific Data Center, 2023.
[39] DONG J, FU Y Y, WANG J J, et al. Early-season mapping of winter wheat in China based on Landsat and Sentinel images[J]. Earth System Science Data, 2020, 12(4): 3081-3095.
[40] DONG J, PANG Z Y, FU Y Y, et al. Annual winter wheat mapping dataset in China from 2001 to 2020[J]. Scientific Data, 2024, 11: 1218.
[41] FU Y Y, CHEN X Z, SONG C Q, et al. High-resolution mapping of global winter-triticeae crops using a sample-free identification method[J]. Earth System Science Data, 2025, 17(1): 95-115.
[42] TANG J X, WANG P J, FENG R, et al. An approach to refining MODIS LAI data using a fitting scale factor time series[J]. Remote Sensing, 2025, 17(2): 293.
[43] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York, USA: ACM, 2017: 6000-6010.
[44] XIONG R B, YANG Y C, HE D, et al. On layer normalization in the transformer architecture[C]// Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning. New York, USA: ACM, 2020: 10524-10533.
[45] JOSHI A, PRADHAN B, GITE S, et al. Remote-sensing data and deep-learning techniques in crop mapping and yield prediction: A systematic review[J]. Remote Sensing, 2023, 15(8): 2014.
[46] 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): 173-182.
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): 173-182.
[47] ZHANG L, LI C C, WU X F, et al. BO-CNN-BiLSTM deep learning model integrating multisource remote sensing data for improving winter wheat yield estimation[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1500499.
[48] 赫晓慧, 许明晨, 杨永辉, 等. 基于遥感数据时空特征提取的冬小麦估产方法[J]. 农业工程学报, 2026, 42(3): 231-240.
HE X H, XU M C, YANG Y H, et al. Predicting winter wheat yield using spatiotemporal feature extraction from remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2026, 42(3): 231-240.
[49] CHENG E H, ZHANG B, PENG D L, et al. Wheat yield estimation using remote sensing data based on machine learning approaches[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 1090970.

County-Level Winter Wheat Yield Prediction Based on Phenological-Stage Progressive Multi-Source Data Fusion

WANG Yi[1,4], XIONG Baowei[1], WANG Gang[1], SHAO Guomin[2], ZHANG Liyuan[3*], LI Guang[5]

（1. *School of Information Science and Engineering*, *Xi'an University of Finance and Economics*, *Xi'an* 710100, *China*;
2. *State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region*, *Xi'an University of Technology*, *Xi'an* 710048, *China*;
3. *School of Agricultural Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*; 4. *Key Laboratory of Intelligent Finance Collaboration and Trusted Computing*, *Shaanxi Provincial Institutions of Higher Education*, *Xi'an* 710100, *China*;
5. *Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology*, *Chinese Academy of Sciences*, *Chongqing* 400714, *China*）

Abstract: [Objective] Winter wheat yield formation is jointly affected by multiple factors, including canopy structure, growth status, photosynthetic function, and meteorological conditions. The contributions of remote sensing, meteorological data, and photosynthetic information to yield prediction differ among phenological stages. However, the influence of information accumulation at different phenological stages on county-level winter wheat yield estimation remains unclear, which restricts further improvement in early prediction capability and agricultural interpretability of yield prediction models. Therefore, a phenological-stage progressive multi-source data fusion method was proposed for county-level winter wheat yield prediction, to improve the prediction accuracy of county-level winter wheat yield, clarify the influence of information accumulation at different phenological stages on yield estimation performance, and provide methodological support for dynamic regional yield prediction and monitoring of key growth stages. **[Methods]** 100 major winter wheat-producing counties of Henan province were selected as the study area. Remote sensing variables, meteorological variables, and solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF)-based photosynthetic variables from 2013 to 2022 were integrated to construct a county-level multi-source time-series feature dataset covering the period from the tillering stage to the maturity stage of winter wheat. Among these variables, remote sensing variables were used to characterize canopy structure and crop growth status, meteorological variables were used to reflect heat and water conditions during the growth period, and SIF variables were used to characterize changes in crop photosynthetic function. Based on the winter wheat planting distribution mask and county-level administrative boundaries, county-scale time-series features of each variable were extracted. According to the developmental sequence of tillering, overwintering, greening, jointing, heading, anthesis, and maturity stages, the model input window was progressively expanded to form input sequences under different phenological-stage accumulation conditions. For model construction, a convolutional neural network-long short-term memory-transformer (CNN-LSTM-Transformer) model was adopted. The CNN was used to extract local variation features between adjacent time steps, the LSTM was used to capture continuous temporal dependencies among stages, and the Transformer Encoder was used to model global associations among time steps in the input sequence. To evaluate model performance, the CNN-LSTM-Transformer model was compared with random forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), and CNN-LSTM models. In addition, a leave-one-year-out validation strategy was used to analyze the interannual generalization ability of the CNN-LSTM-Transformer model under different year conditions. **[Results and Discussions]** In the test set based on county-level sample partitioning, the CNN-LSTM-Transformer model outperformed the RF, XGBoost, and CNN-LSTM models and achieved the best yield estimation performance. The coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), and mean absolute percentage error (MAPE) were 0.827, 588.25 kg/hm^2, and 8.02%, respectively. Compared with the CNN-LSTM model, the R^2 of the CNN-LSTM-Transformer model increased by 0.054, while RMSE and MAPE decreased by 85.69 kg/hm^2 and 1.54 percentage points, respectively. These results indicated that introducing the Transformer Encoder helped enhance the model's ability to represent global multi-source time-series information. The phenological-stage accumulation analysis showed that model prediction accuracy continuously improved as growth-stage information gradually increased. Prediction accuracy was relatively low at the tillering and overwintering stages, whereas model performance improved most obviously from the greening stage to the heading stage. This indicated that multi-source information during this period could more fully reflect rapid canopy development, enhanced photosynthetic capacity, and the yield formation process of winter wheat. Therefore, the period from greening to heading was identified as the key stage for the rapid improvement of county-level winter wheat yield prediction ability. The residual analysis across yield zones showed that the CNN-LSTM-Transformer model alleviated, to some extent, the overestimation in low-yield areas and the underestimation in high-yield areas. The leave-one-year-out validation results showed that the proposed method maintained good prediction stability across different test years. The spatial distribution results further showed that the predicted yield could effectively reflect the county-level spatial pattern of winter wheat yield in Henan province, with lower values in the western region and higher values in the central and eastern regions. **[Conclusions]** Overall, the proposed phenological-stage progressive multi-source data fusion method effectively integrated remote sensing, meteorological, and SIF-based photosynthetic information, improved the prediction accuracy of county-level winter wheat yield, and revealed the influence of information accumulation at different phenological stages on yield estimation performance. The CNN-LSTM-Transformer model collaboratively represented local variation features, stage-wise temporal dependencies, and global long-term associations, thereby effectively characterizing multi-source time-series dynamic changes during winter wheat yield formation. The results showed that the period from the greening stage to the heading stage was the key period for the rapid improvement of county-level winter wheat yield prediction ability. This study could provide a reference for early winter wheat yield estimation, key growth-stage monitoring, and regional grain production management.

Keywords: winter wheat; yield prediction; phenological stages; multi-source data; deep learning; CNN-LSTM-Transformer

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (32572203); National Social Science Fund Project (23BGL252); Chongqing Natural Science Foundation (CSTB2024NSCQ-MSX0729); China Postdoctoral Science Foundation (2025M782475)

First author: WANG Yi, E-mail: wang_yi@xaufe.edu.cn

***Corresponding author:** ZHANG Liyuan, E-mail: liyuan.zhang@ujs.edu.cn