doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.009

基于水碳耦合过程的区域作物模型构建与干旱缺水影响评估

王　艳[1,2]　王兴旺[1,2]　屈艳萍[1,2]　杨晓静[1,2]　常文娟[3]

(1. 中国水利水电科学研究院流域水循环与水安全全国重点实验室, 北京 100038;
2. 水利部防洪抗旱减灾技术创新中心, 北京 100038; 3. 三峡大学水利与环境学院, 宜昌 443002)

摘要: 干旱频发背景下,农业减产风险持续增加,我国农业抗旱用水管理与粮食安全生产面临极大挑战。现有研究通过构建干旱指标表征农业干旱,无法反映干旱对作物生长与耗水过程的影响,且干旱指数阈值往往难以有效量化。在此背景下,本文以冀中南地区夏玉米和冬小麦为研究对象,集成考虑干旱胁迫的作物生长模块、作物光合蒸腾耦合模块及农田水量平衡模块,构建考虑干旱影响过程的区域尺度作物模型,模拟干旱影响下作物生长、蒸散发(ET)过程以及最终产量的时空动态变化。结果表明,模型能较好模拟不同作物生育期叶面积指数(LAI)变化过程,决定系数(R^2)为 0.93 ~ 0.94,归一化均方根误差(NRMSE)为 0.12 ~ 0.16,纳西效率系数(NSE)为 0.59 ~ 0.71;ET 模拟精度同样较高,R^2 为 0.981 ~ 0.989,NRMSE 为 0.07 ~ 0.11,夏玉米率定期和验证期 NSE 分别为 0.70 和 0.58,冬小麦分别为 0.81 和 0.91;与地市统计产量相比,夏玉米模拟产量相对误差小于 20%,冬小麦小于 8.0%。在模型验证基础上,开展了干旱年份灌溉不足导致的干旱缺水情景模拟:夏玉米生育期内 7 月阶段性干旱对作物 ET 与产量的影响有限;冬小麦生育期对缺水更为敏感,灌溉减少导致区域平均产量明显下降。构建的区域作物模型在有限参数条件下,能有效刻画干旱年份不同缺水情景下作物 LAI、ET 及产量的时空动态变化,可为区域农业干旱影响评估及水资源调控提供技术支撑和理论依据。

关键词: 遥感; 作物模型; 夏玉米; 冬小麦; 产量; 干旱

中图分类号: S16; S27　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0110-12　　**OSID**:

Development of Process-based Regional Crop Model and Assessment of Drought and Water-deficit Impacts

Wang Yan[1,2]　Wang Xingwang[1,2]　Qu Yanping[1,2]　Yang Xiaojing[1,2]　Chang Wenjuan[3]

(1. *State Key Laboratory of Water Cycle and Water Security*, *China Institute of Water Resources and Hydropower Research*, *Beijing* 100038, *China*
2. *Technology Innovation Center for Flood and Drought Prevention and Disaster Reduction*, *Ministry of Water Resources*, *Beijing* 100038, *China*
3. *College of Hydraulic and Environmental Engineering*, *China Three Gorges University*, *Yichang* 443002, *China*)

Abstract: Against the background of increasingly frequent drought events, the risk of agricultural yield loss has continued to increase, posing significant challenges to agricultural drought water management and food security in China. Existing studies have mainly characterized agricultural drought using drought indices, which failed to represent the impacts of drought on crop growth and evapotranspiration processes, while the threshold values of drought indices were often difficult to determine accurately. Therefore, summer maize and winter wheat in the southern Hebei Plain were selected as research objects. A regional-scale crop model considering drought impact processes was constructed by integrating a drought stress crop growth module, a coupled crop photosynthesis-transpiration module, and a field water balance module. The model was used to simulate the spatiotemporal dynamics of crop growth,

收稿日期: 2026 - 07 - 18　修回日期: 2026 - 08 - 16

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFC3006604)和国家自然科学基金项目(52209060)

作者简介: 王艳(1999—),女,研究实习员,主要从事农业干旱研究,E-mail: 1983598033@qq.com

通信作者: 屈艳萍(1981—),女,正高级工程师,主要从事干旱灾害及抗旱减灾研究,E-mail: quyp@iwhr.com

evapotranspiration (ET), and final yield under drought conditions. The results showed that the model reproduced the variation in leaf area index (LAI) well during the growing seasons of different crops, with coefficient of determination (R^2) values ranging from 0.93 to 0.94, normalized root mean square error (NRMSE) values ranging from 0.12 to 0.16, and Nash－Sutcliffe efficiency (NSE) values ranging from 0.59 to 0.71. The simulation accuracy of evapotranspiration (ET) was also high, with R^2 values ranging from 0.981 to 0.989 and NRMSE values ranging from 0.07 to 0.11. For summer maize, NSE values were 0.70 and 0.58 during the calibration and validation periods, respectively, while the corresponding values for winter wheat were 0.81 and 0.91. Compared with municipal statistical yields, the relative errors of simulated yields were less than 20% for summer maize and less than 8.0% for winter wheat. Based on model validation, drought water-deficit scenarios caused by reduced irrigation in drought years were further simulated. Stage-specific drought during July had limited effects on evapotranspiration and grain yield of summer maize, whereas winter wheat was more sensitive to water deficit during its growing season, and reduced irrigation resulted in a marked decrease in regional average grain yield. The regional-scale crop model developed effectively captured the spatiotemporal dynamics of LAI, ET, and crop yield under different water-deficit scenarios in drought years with a limited number of model parameters. The proposed model could provide technical support and a theoretical basis for regional agricultural drought impact assessment and water resources management.

Key words: remote sensing; crop model; summer maize; winter wheat; yield; drought

0　引言

气候变暖背景下,我国区域干旱事件频发、持续时间延长且强度增强,对农业生产和作物生长造成不利影响[1-2]。农业干旱不仅表现为降水不足或土壤水分亏缺,而且通过改变作物生长环境,引发作物减产从而对社会和经济造成重大损失[3-4]。我国农业干旱受灾面积呈周期性波动,期间发生特大干旱和严重干旱年份所占比重较大[5]。其中,2024 年农作物因旱绝收面积达 $1.354\,2\times10^5$ hm^2,因旱粮食损失 1.736×10^9 kg[6]。因此,开展区域尺度不同环境条件下作物生长模拟,动态评估变化干旱情景对农业用水与生产的影响,对农业抗旱减灾和粮食安全生产具有重要意义。

作物模型已成为分析农业水分利用效率与产量响应机制的重要工具[7-8]。目前国内外构建了不同作物模型,如 MCSODS 玉米生长模型(Maize cultivation simulation and optimization decision system)、DSSAT 模型(Decision support system for agrotechnology transfer)、APSIM 模型(Agricultural production systems siMulator)和 EPIC 模型(Environmental policy integrated climate)等[9]。这类模型通常考虑作物生长与土壤水分动态过程,能够描述蒸散发、碳同化及生物量分配等关键机制。然而,当作物模型由站点推广至区域尺度时,需针对不同下垫面条件进行参数率定,增加了大尺度应用的不确定性与实施成本[10-11]。

将遥感获取的区域时空连续土壤含水率、叶面积指数或蒸散发数据作为模型输入或同化变量,为作物模型提供区域监测信息,从而能够更准确模拟作物生长过程与产量[12-14]。近年来,遥感数据驱动与同化方法已在作物模型研究中得到广泛应用。张智韬等[15]基于无人机热红外遥感反演冠层温度,构建作物水分胁迫指数,并参数化为水分胁迫系数嵌入作物生长模型,实现水分胁迫的动态驱动。Tewes 等[16]将田间观测 LAI 同化至作物模型,验证了 LAI 同化对区域产量估测的有效性。Zhuo 等[17]将遥感反演水分胁迫因子同化至 WOFOST 模型,实现华北平原冬小麦区域尺度产量模拟,提高干旱条件下作物生长和产量估算精度。Jin 等[18]利用遥感 LAI 和归一化植被指数(NDVI)同化区域作物模型,结合灌溉信息开展冬小麦生长模拟,为区域尺度干旱影响评估提供了技术支撑。遥感与作物模型融合为区域尺度作物生长模拟和农业干旱影响评估提供了有效技术手段,但对于不同干旱情景下作物生长、耗水及产量响应过程的综合模拟研究仍相对不足。

在此基础上,本研究针对夏玉米和冬小麦 2 种作物,构建基于遥感水碳耦合过程的区域尺度作物模型,对 LAI、ET 和产量等变量进行模拟与验证,并开展不同干旱情景下作物产量模拟,以期为干旱影响下农业水资源调配、农业生产政策制定提供支撑。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

选取河北平原即冀中南地区为研究区,主要包含保定、邯郸、衡水等 7 个地市(图 1),该区域是河北省粮食主产区。河北省属于温带大陆性季风气候,年均降水量约为 480 mm;降雨主要集中在夏季,

冬季降水稀少。该地区以冬小麦-夏玉米轮作方式为主,2 种作物产量占粮食总产量比重在 90% 以上。在冬小麦生育期内,由于降水严重不足,水分供需矛盾较为突出,作物生长所需水分主要依靠灌溉补充。

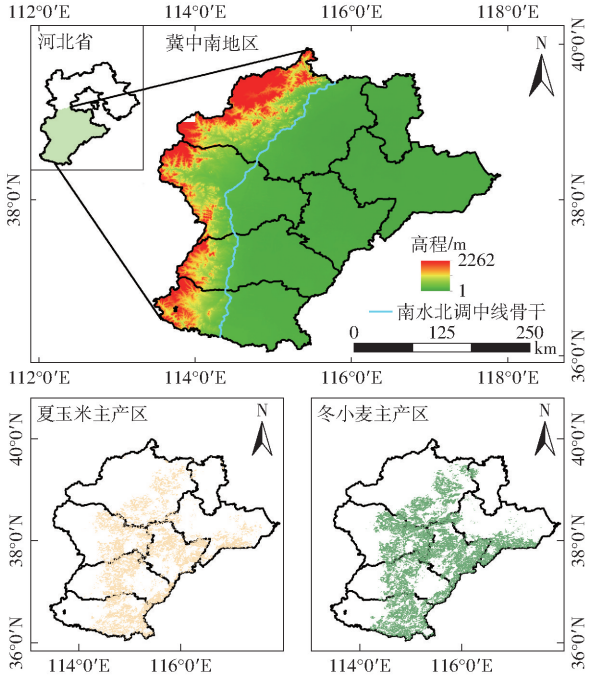


图 1 研究区河北平原即冀中南地区位置和冬小麦、夏玉米空间分布

Fig. 1 Study area location and spatial distribution of winter wheat and summer maize in Hebei Plain (i. e., central and southern Hebei Province)

1.2 数据来源

所涉及数据主要包括气象、遥感、土地利用数据和作物统计资料等。其中,气象数据包括温度、湿度、气压、短波辐射、向下长波辐射和风速等要素,来源于 GLDAS(Global land data assimilation system),可作为华北平原模型模拟的气象驱动[19]。降水数据来源于 CHIRPS(Climate hazards center infrared precipitation with station data),该数据集在中国海河流域的适用性已得到验证,月尺度降水数据相关系数超过 0.70[20]。

遥感数据主要包括 LAI、反照率、地表发射率、蒸散发、土壤含水率等参数,其中,LAI 基于宽动态植被指数(Wide dynamic range vegetation index, WDRVI)进行反演获得[19,21],计算式为

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \tag{1}$$

$$WDRVI = \frac{\alpha\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\alpha\rho_{NIR} + \rho_{red}} \tag{2}$$

$$LAI = LAI_{max}\frac{WDRVI - WDRVI_{min}}{WDRVI_{max} - WDRVI_{min}} \tag{3}$$

式中 α——权重系数

ρ_{red}——MODIS 红波段(621 ~ 670 nm)表面反射率

ρ_{NIR}——近红外波段(841 ~ 875 nm)表面反射率

LAI_{max}——LAI 最大值,由遥感观测数据决定

反照率数据来源于 MCD43A3.061 MODIS Albedo Daily 500m 产品,地表发射率数据来源于 MODIS/Aqua Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006 产品。遥感蒸散发数据来源于 PML_V2(PML_V2 0.1.8: Coupled Evapotranspiration and Gross Primary Product),已有研究验证了该数据在华北平原的适用性与精度[22],将 ET 数据集作为遥感监测数据与区域模拟结果进行对比验证。土壤水分数据来源于 GLDAS 数据,用来表征模型初始土壤水分状态;Feng 等[23]在华北地区验证了 GLDAS 数据精度。

此外,基于遥感的主粮作物夏玉米和冬小麦空间分布数据均来源于 Mendeley 数据库。冀中南各地市作物产量统计数据来源于《河北省农村统计年鉴》,选取夏玉米(2011—2012 年)与冬小麦(2014—2015 年)典型干旱和非干旱年份数据,用于产量模拟结果验证。

1.3 模型构建

1.3.1 作物生长模块

采用 EPIC 模型中作物生长模块,基于积温理论模拟作物物候发育即作物 LAI 动态变化过程。其中热量单元(HU)和热量单元系数(HUI)是表征作物物候发育阶段 2 个重要参数[24]。该模块以逐日热量单元累积为基础,以天为时间步长,计算式为

$$HU_i = \frac{T_{max,i} + T_{min,i}}{2} - T_b \quad (HU_i \geqslant 0) \tag{4}$$

式中 HU_i——第 i 天热量单元,℃

$T_{max,i}$——第 i 天最高气温,℃

$T_{min,i}$——第 i 天最低气温,℃

T_b——作物基点温度,℃

HUI 是累积热量单元与作物成熟所需热量单元比值,用于定量表征作物从播种至生理成熟过程的发育进度,取 0 ~ 1。

LAI 变化受热量单元、作物生长胁迫因子及物候发育阶段共同影响。将作物生长过程划分成 2 个阶段:①从作物出苗到 LAI 开始下降之前阶段。②LAI 从开始下降至生育期结束阶段。第 1 阶段 LAI 计算式为

$$LAI_i = LAI_{i-1} + \Delta LAI \tag{5}$$

其中

$$\Delta LAI = \Delta HUF \cdot LAI_{max} \cdot [1 - \exp(5(LAI_{i-1} - LAI_{max}))]\sqrt{REG_i} \tag{6}$$

$$HUF_i = \frac{HUI_i}{HUI_i + \exp(a_{h1} - a_{h2} HUI_i)} \quad (7)$$

式中　i、$i-1$——日序数

a_{h1}、a_{h2}——控制叶面积曲线变化的参数

REG——最小作物胁迫因子

ΔHUF——当前时间步热量单位分数增加量

作物在实际生长过程，受水分、盐分、温度和养分等环境因素胁迫，制约其生长发育及最终产量。本研究主要考虑水分和温度等干旱胁迫因子对作物生长的影响。水分胁迫（WS）以土壤含水率占田间持水率比值表征[25]，计算式为

$$WS_i = \begin{cases} \dfrac{SWC_i}{\theta_{FC}} & (\theta_{FC} \geqslant SWC) \\ 1 & (\theta_{FC} < SWC) \end{cases} \quad (8)$$

式中　SWC_i——作物在第 i 时间段土壤含水率

θ_{FC}——田间持水率

温度胁迫（TS）计算式为[26]

$$TS_i = \sin\left(\frac{\pi}{2} \frac{T_G - T_b}{T_o - T_b}\right) \quad (9)$$

式中　T_G——日平均气温，℃

T_o——作物最佳温度，℃

第 2 阶段 LAI 计算式为

$$LAI_i = LAI_o \left(\frac{1 - HUI_i}{1 - HUI_o}\right)^{a_d} \quad (10)$$

式中　a_d——作物 LAI 衰减速率因子

LAI_o——模拟 LAI 下降前最大叶面积指数

HUI_o——达到LAI_o时热量单元系数

1.3.2　农田作物水碳耦合模块

农田作物水碳耦合模块以 ReSEM（Remote sensing-based ecohydrological model）模型为参考[19]，核心框架由 PML（Penman-Monteith-Leuning）机理模型与基于总初级生产力（Gross primary productivity，GPP）驱动的作物干物质与产量模拟模块组成，实现作物 ET 和产量的联合估算。在 PML 模型框架中，基于 PML 方法和气孔导度（g_s）模型相结合的理论体系，可实现对 ET 组分和 GPP 的同步估算[27]。g_s 模型可动态模拟气孔导度对光合有效辐射、环境温度及叶片同化速率的生理响应过程[28-29]。

考虑到叶片同化速率对环境变量的响应，叶片总同化速率（A_g）计算式[30]为

$$A_g = \frac{A_m \beta \eta C_a}{A_m \beta I + A_m \eta C_a + \beta \eta C_a} \quad (11)$$

式中　β——光响应曲线对同化速率的初始斜率

η——二氧化碳响应曲线对同化速率的初始斜率

I——PAR 通量密度

C_a——空气中二氧化碳浓度

A_m——I 和C_a都饱和时最大光合作用速率，接近单位叶面积 Rubisco 最大催化能力（V_m）的一半

通过 LAI 对叶片尺度的气孔导度（g_s）和叶片总同化速率（A_g）聚合到冠层尺度，可计算出冠层导度（G_c）和 GPP。同时利用 PM 方程，估算植物蒸腾量（E_t）和土壤蒸发量（E_s）。

1.3.3　水量平衡模块

从模型结构来看，模型以气象驱动、初始土壤含水率及净灌溉水量为输入，通过耦合作物生长模块、作物水碳耦合模块和水量平衡模块，迭代计算并输出 500m 空间分辨率的作物 LAI、ET、GPP、土壤含水率及作物产量等结果。具体而言，引入 EPIC 作物生长模块，通过计算最小胁迫因子（温度胁迫、水分胁迫），模拟作物生长过程每 8 d LAI 变化；将每一步模拟 LAI 驱动作物水碳耦合模块，进一步模拟 ET 和 GPP 序列。将 ET 代入水量平衡模块，更新下一阶段的初始土壤水分条件S_{i+1}，并反馈至作物生长模块，实现模型迭代运行。水量平衡方程计算式[31]为

$$S_{i+1} - S_i = P_i + I_i - ET_{a_i} - R_i \quad (12)$$

式中　S_i——第 i 个阶段根层土壤储水量，mm

P_i——第 i 个阶段降水量，mm

ET_{a_i}——第 i 个阶段实际蒸散发量，mm

R_i——第 i 个阶段径流量，mm

I_i——第 i 个阶段净灌溉水量，mm

因冀中南地势较平坦，忽略地表径流影响。此外，采用的实际净灌溉水量来源于作者前期研究成果，数据获取过程与精度验证见文献[32]。

1.3.4　产量转换模块

在获取 ET 和 GPP 基础上，生成作物生育期内 GPP 序列，模拟光合产物积累与分配过程，并进一步估计作物叶、茎、果实和地下部分等各器官生物量及籽粒产量。利用 GPP 时序数据计算累积净初级生产力（Net primary productivity，NPP），计算式为

$$\sum_{j=1}^{n} NPP = \varphi \sum_{j=1}^{n} GPP \quad (13)$$

式中　j——作物生长期间 8 日 GPP 序列编号，冬小麦从返青期开始，夏玉米从播种期开始

n——GPP 序列总数

φ——碳利用效率系数，即 NPP/GPP 比率

总干物质量（DM）可通过累积 NPP 和碳含量（ρ_c）转换得到，计算式为

$$DM_i = \sum_{j=1}^{n} NPP_j / \rho_c \quad (14)$$

根据前人研究，夏玉米ρ_c为0.45，冬小麦ρ_c为0.43[19]。

为建立碳通量和作物各部位干物质分配系数的关系，将作物生长过程GPP序列根据GPP累积量（$\sum GPP$）进行归一化处理，使得GPP_{norm}在作物生育期内总和为1。

最后，作物产量（Y）通过生育期末果实部位干生物量（A_{g-end}）和籽粒含水率（C_m）计算，即

$$Y=\frac{A_{g-end}}{1-C_m} \tag{15}$$

根据文献[19]，夏玉米和冬小麦C_m均设为0.11。

1.4 模型性能评价

采用决定系数（R^2）、均方根误差（Root mean square error，RMSE）、归一化均方根误差（Normalized root mean square error，NRMSE）和纳什效率系数（Nash and sutcliffe，NSE）等指标评价模型模拟精度。

2 结果与分析

2.1 不同作物LAI时空动态模拟与验证

考虑温度和水分胁迫的作物生长模块，以时间步长8 d对冬小麦和夏玉米LAI进行模拟，以遥感反演作物LAI作为区域观测结果进行参数率定（表1），率定期和验证期内模拟和遥感反演LAI时序动态变化如图2所示。夏玉米生育期LAI呈先逐渐增大后减小变化趋势，模拟与遥感反演动态变化较为一致。冬小麦生育期模型模拟与遥感反演LAI下降阶段的下降速率相比玉米略小。

表1 作物生长模块中冬小麦、夏玉米率定参数

Tab.1 Parameters of winter wheat and summer maize calibrated in crop growth module

参数[19,27]	率定结果	
	夏玉米	冬小麦
作物生长最低温度T_b/℃	8	0
作物生长最佳温度T_o/℃	20	18
作物叶面积指数衰减速率因子a_d	0.9	0.5
最大作物高度H_{max}/m	2.5	1.5
最大作物叶面积指数LAI_{max}/（$m^2\cdot m^{-2}$）	3.2	3.2
曲线形状系数a_{h1}	3	1
曲线形状系数a_{h2}	10	9
作物成熟所需最大热量单元（PHU）/℃	2 100	1 950
叶面积指数下降阈值LAI_o/（$m^2\cdot m^{-2}$）	2.9	3.1
叶面积指数下降的热量单元系数HUI_o	0.7	0.6

为进一步量化模型区域模拟结果精度，分别对不同作物生育期各阶段LAI模拟的空间栅格数据和遥感数据在每个时期随机选取300个点采样进行对比，结果如表2所示。夏玉米和冬小麦生育期内模型模拟LAI的各评价指标均表现较高精度。夏玉米LAI对比结果显示：斜率b_0均不小于0.86，R^2均不小于0.93；率定期和验证期NRMSE分别为0.13和0.16；NSE分别为0.69和0.59。冬小麦生育期模型模拟LAI与遥感反演结果具有较高一致性，R^2均为0.93，NSE不小于0.69，表明模型对冬小麦不同阶段LAI模拟精度均较为稳定。综上所述，该模型可较好地模拟2种典型作物LAI时空动态变化，为蒸散发过程和产量模拟分析提供了关键变量。

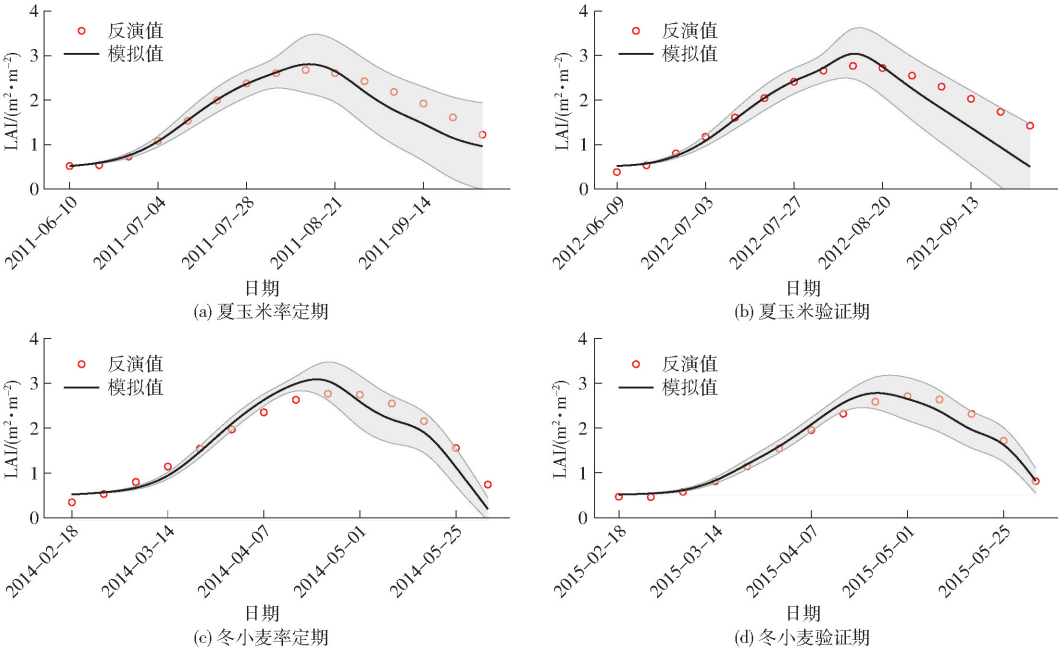


图2 冀中南地区不同作物LAI模型模拟与遥感反演结果

Fig.2 Model-simulated and remote sensing-retrieved LAI for different crops in central and southern Hebei Province

表 2　夏玉米、冬小麦叶面积指数模型模拟结果评价

Tab. 2　Evaluation of simulated leaf area index results for summer maize and winter wheat

作物	时期	拟合斜率 b_0	R^2	NRMSE	NSE
夏玉米	率定期	0. 90	0. 94	0. 13	0. 69
	验证期	0. 86	0. 93	0. 16	0. 59
冬小麦	率定期	0. 91	0. 93	0. 12	0. 69
	验证期	0. 89	0. 93	0. 12	0. 71

2. 2　不同作物 ET 时空动态模拟与验证

在 LAI 模拟基础上，进一步评估 ET 模拟精度，从站点时序变化和空间动态演变过程 2 个角度进行对比验证。以河北省栾城站所在位置作物生育期内遥感反演 ET 时序变化为依据，验证模型 ET 模拟精度，如图 3 和表 3 所示。夏玉米生育期内，模型模拟与遥感 ET 均呈先快速增大再逐渐减小趋势，两者回归斜率均为 0. 99，R^2 接近 1. 0。误差分析结果显示，率定期和验证期 RMSE 不大于 1. 86 mm，NSE 分别为 0. 97 和 0. 87，表明构建的模型能够较好地模拟夏玉米 ET 季节性变化特征。冬小麦生育期（从返青期起），模型模拟 ET 与遥感反演结果变化趋势与幅度高度一致，均呈逐渐增大趋势。两者对比结果回归斜率均接近 1. 0，R^2 不小于 0. 98；RMSE 不大于 2. 50 mm，NSE 处于 0. 90 ~ 0. 98 之间，表明模型同样能够较好地模拟冬小麦生育期 ET 的季节性波动。

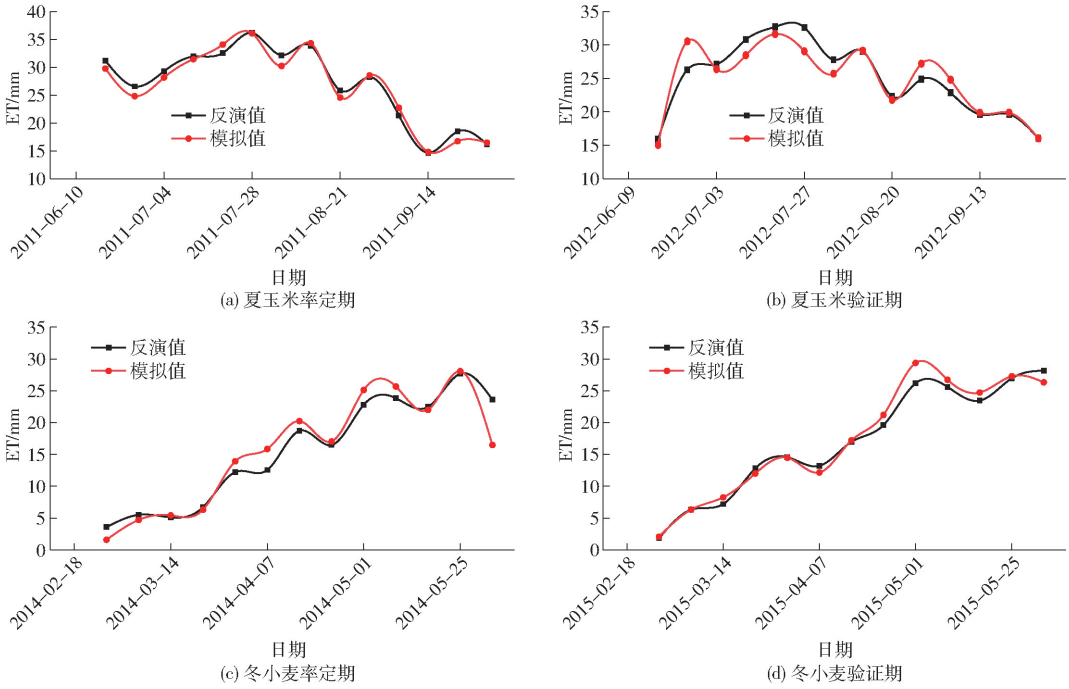


图 3　栾城站模型模拟不同作物 ET 与 PML－V2 遥感反演结果

Fig. 3　Model-simulated evapotranspiration (ET) for different crops with PML－V2 remote sensing inversion results at Luancheng Station

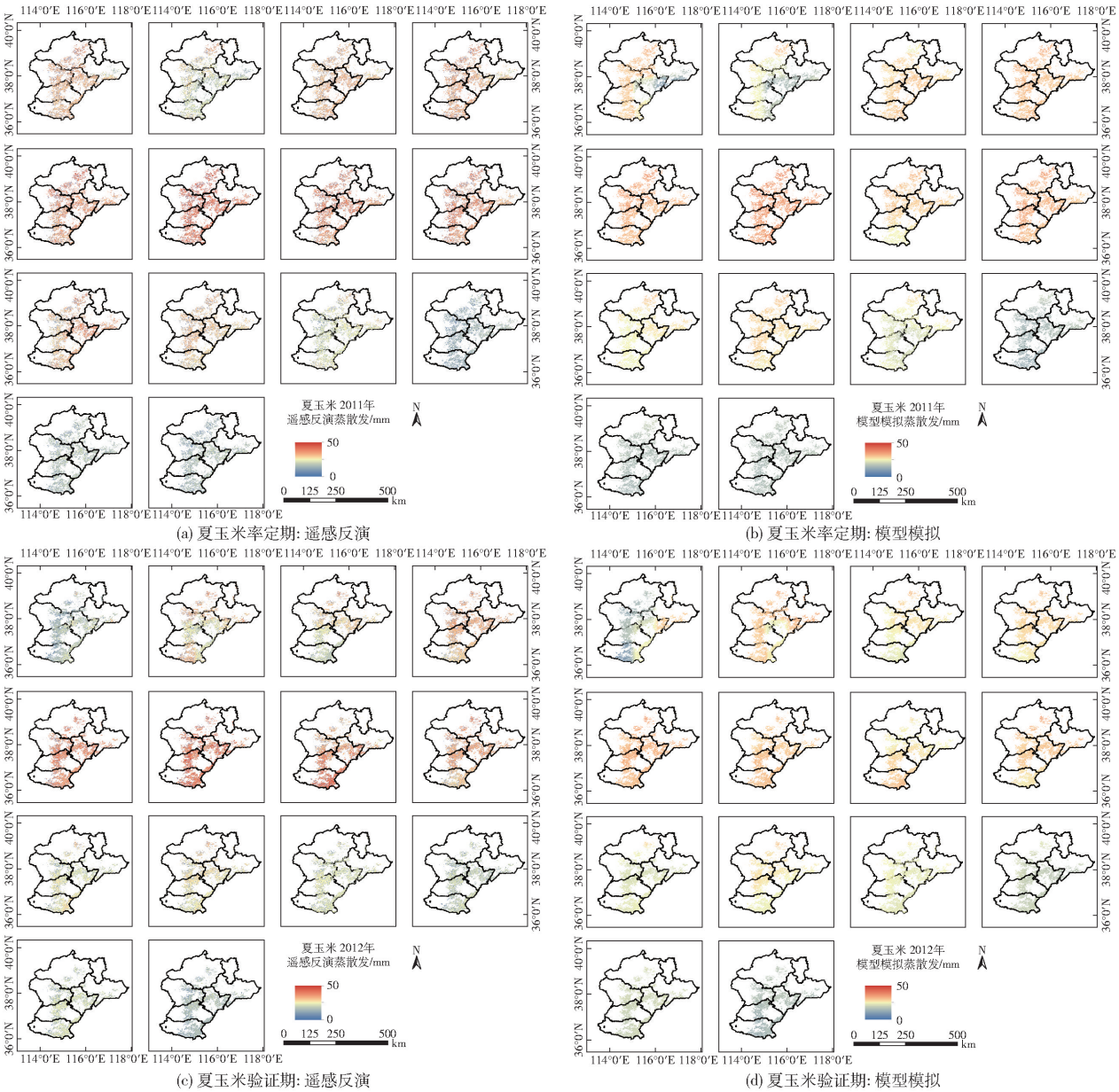
表 3　栾城站模型模拟夏玉米、冬小麦蒸散发精度评估

Tab. 3　Accuracy assessment of model-simulated evapotranspiration for summer maize and winter wheat at Luancheng Station

作物类型	时期	拟合斜率 b_0	R^2	RMSE/mm	NSE
夏玉米	率定期	0. 99	0. 999	1. 19	0. 97
	验证期	0. 99	0. 995	1. 86	0. 87
冬小麦	率定期	1. 00	0. 980	2. 50	0. 90
	验证期	1. 03	0. 996	1. 30	0. 98

图 4 为冀中南地区夏玉米生育期每 8 d ET 区域模拟与遥感反演结果，其中图 4a、4b 为 6 月 18 日—9 月 30 日每 8 d 的空间分布结果；图 4c、4d 为 6 月 17 日—9 月 29 日每 8 d 的空间分布结果。由图 4 可知，率定期和验证期结果空间分布格局一致性良好，研究区 ET 存在明显的时空差异特征。随着玉米生长，率定期两者 ET 均呈逐渐增大趋势（图 4a、4b 中第 1 ~ 4 幅图），而且东部衡水和沧州地区 ET 均略微偏低（图 4a、4b 中第 2 幅图）；生育中后期夏玉米 ET 快速下降（图 4a、4b 中第 9 ~ 14 幅图），其中图 4a、4b 中第 11 幅图模型模拟和遥感反演结果空间分布也类似，南部地区略微偏低。验证年份，2 种结果空间分布一致性也较高。同时通过典型干旱年（2011 年）和非干旱年（2012 年）对比，表明模型能够较好地模拟研究区玉米生育期内 ET 的时空变化，且具有较好稳定性。

图 5（2 月 26 日—6 月 2 日每 8 d 空间分布结果）为模型模拟的冬小麦 ET 空间分布结果与遥感反演结果，总体来说，两者空间分布格局高度一致。



(a) 夏玉米率定期: 遥感反演　(b) 夏玉米率定期: 模型模拟

(c) 夏玉米验证期: 遥感反演　(d) 夏玉米验证期: 模型模拟

图 4　夏玉米生育期蒸散发模拟结果与遥感反演结果空间分布

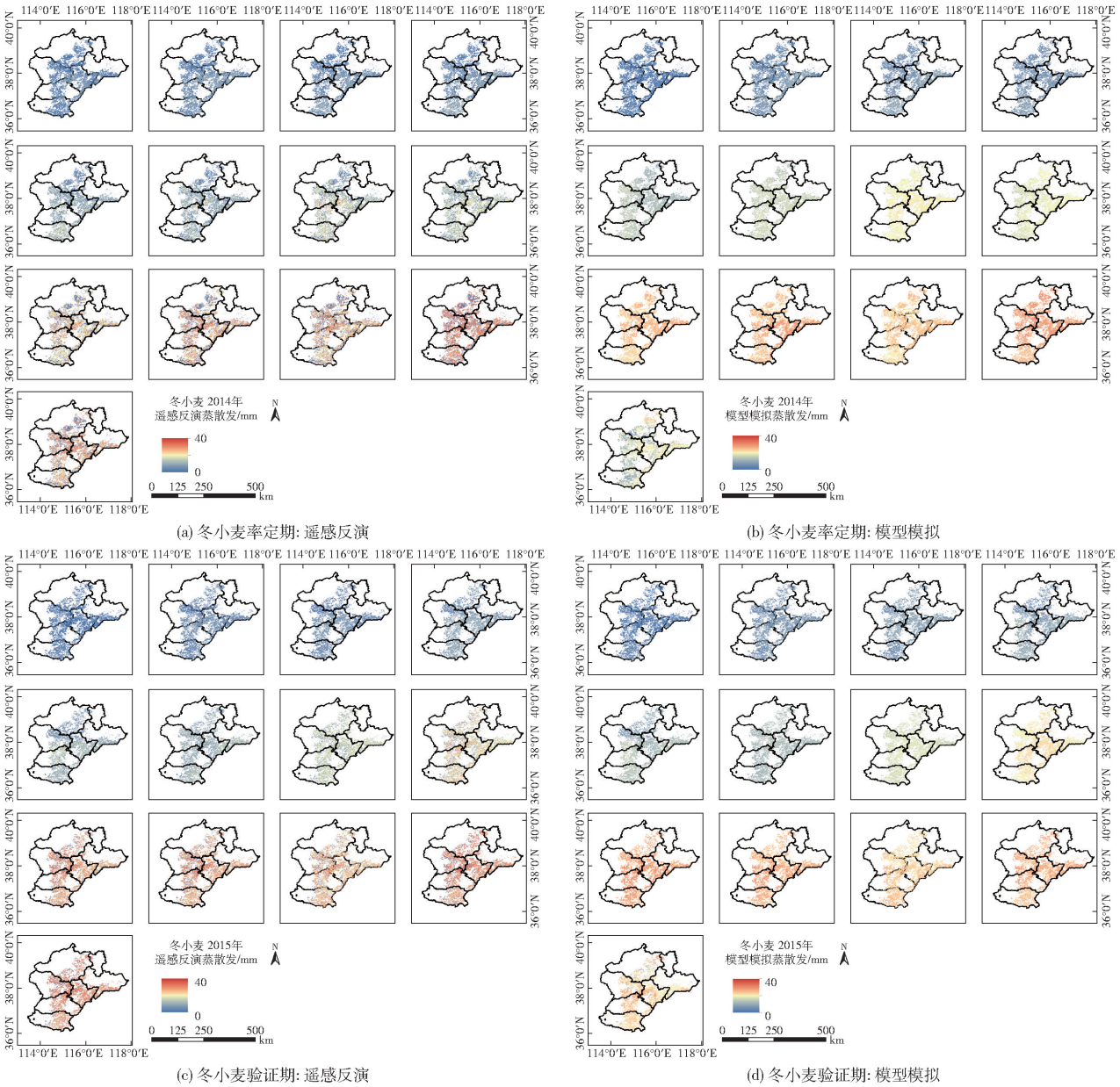
Fig. 4　Spatial distributions of simulated evapotranspiration and remote sensing inversion results during summer maize growing season

如在率定期(2014 年),冬小麦返青期 ET 总体偏低(图 5a、5b 中第 1 ~4 幅图),直至 4 月中下旬,ET 总体升高至约 20 mm(图 5a、5b 中第 8 幅图),其中衡水和邢台地区 ET 略微偏高;生育后期冬小麦 ET 维持在较高水平,北部的保定地区 ET 略微偏低(图 5a、5b 中第 9 ~13 幅图)。验证年份(2015 年),模型模拟与遥感反演 ET 空间分布同样保持较高一致性。无论对应干旱年或非干旱年份,模型均能较好地模拟研究区冬小麦生育期内 ET 时空动态变化。

将上述遥感反演与模型模拟的每一期 ET 空间数据随机选取 300 个点进行空间采样,定量评估 ET 区域模拟精度,结果如图 6 和表 4 所示。夏玉米率定期和验证期模型模拟与遥感反演结果之间 R^2 不小于 0.983,NRMSE 均为 0.11,表明模型模拟的误差整体偏小;率定期和验证期 NSE 分别为 0.70 和 0.58,表明模型模拟精度在可接受范围内。冬小麦 ET 模拟精度整体优于夏玉米,率定期和验证期 R^2 不小于 0.958,NRMSE 分别为 0.11 和 0.07,NSE 分别为 0.81 和 0.91。综合对比结果表明构建的模型对夏玉米与冬小麦不同生育期内 ET 时空变化具有较高模拟精度和稳定性。

2.3　产量模拟精度评估

冀中南地区仅覆盖廊坊市部分区域,而统计年鉴中各地市数据涵盖整个廊坊,因此对模型模拟作物产量进行对比分析时未纳入廊坊市数据。由图 7



(a) 冬小麦率定期: 遥感反演　(b) 冬小麦率定期: 模型模拟

(c) 冬小麦验证期: 遥感反演　(d) 冬小麦验证期: 模型模拟

图 5　冬小麦生育期蒸散发模拟结果与遥感反演结果空间分布

Fig. 5　Spatial distributions of simulated evapotranspiration and remote sensing inversion results during winter wheat growing season

可知,夏玉米和冬小麦模拟产量与统计数据一致性较好,线性拟合斜率分别为0.969 9、0.973 0,R^2分别为0.998 3、0.998 2。各地市统计分析结果见表 5,夏玉米各地市模拟产量的相对误差整体不超过20%。相比之下,冬小麦产量模拟精度更高,率定期、验证期各地市模拟产量相对误差小于 8%。综上所述,模型同样能较好地模拟冬小麦和夏玉米产量,支撑了后续不同干旱缺水影响下产量模拟评估。

2.4　干旱缺水影响下区域作物模型应用

以研究区实际净灌溉水量为基准[32],分别对2 种作物典型干旱年份设置差异化的灌溉调控方案,即以多年平均灌溉水量设置干旱缺水情景,对所构建模型进行区域模拟应用。其中夏玉米干旱年份(2011 年)以阶段性干旱为特征,因此将玉米生育前期(7 月)灌溉量降低至多年平均灌溉水量(约为实际灌溉水量的 40%),其余阶段灌溉用水保持不变,构建实际灌溉水量 I_{maize}、70% I_{maize}、40% I_{maize} 3 种情景(情景 1、情景 2、情景 3)。冬小麦干旱年份(2014 年)生育期存在持续水分亏缺,对灌溉的依赖贯穿各个生育阶段。因此,将冬小麦生育期内实际灌溉水量降低至多年平均灌溉水量(约为实际灌溉水量的 70%)。上述设置将实际灌溉水量 I_{wheat} 作为基准(情景 1),在保持灌溉时序不变的情况下,对整个生育期内灌溉水量进行设定,共得到 I_{wheat}、85% I_{wheat}、70% I_{wheat} 3 种情景(情景 1、情景 2、情景 3)。该设置尽可能考虑实际灌溉水平,而非人为极端缺

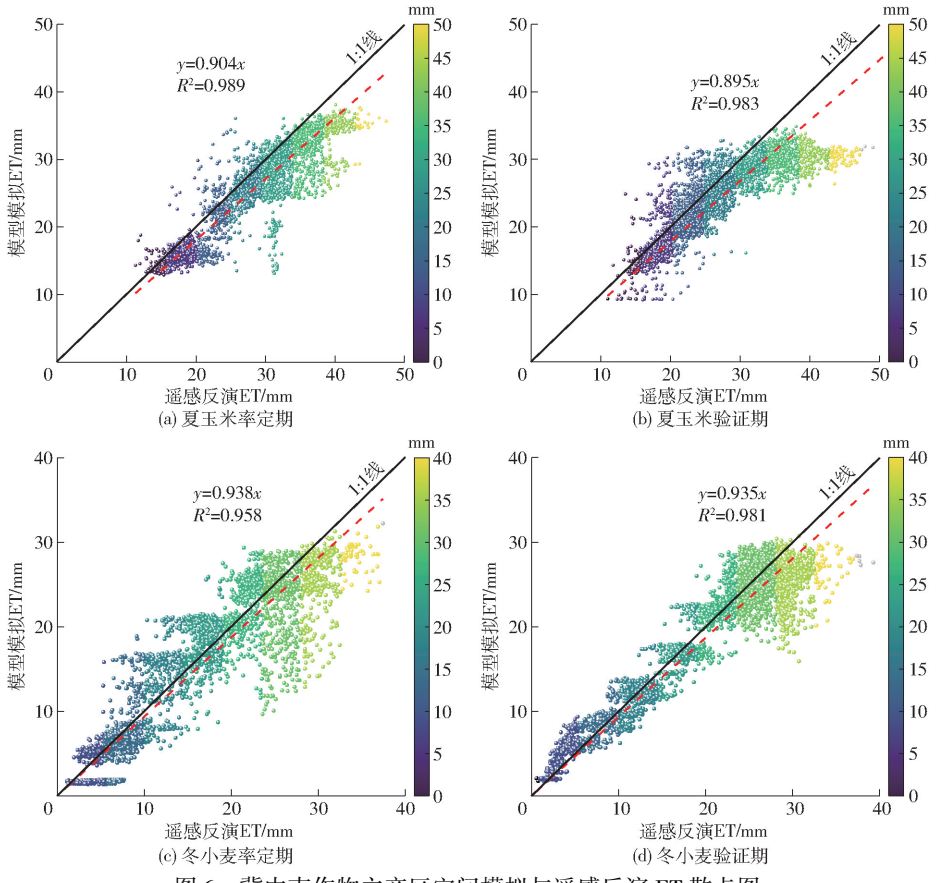


图 6 冀中南作物主产区空间模拟与遥感反演 ET 散点图

Fig. 6 Scatter plots of spatially simulated ET and remote sensing-derived ET in major crop-producing regions of central and southern Hebei Province

表 4 模型模拟夏玉米、冬小麦蒸散发(ET)精度评估

Tab. 4 Accuracy assessment of model-simulated evapotranspiration (ET) for summer maize and winter wheat

作物	时期	拟合斜率 b_0	R^2	NRMSE	NSE
夏玉米	率定期	0.90	0.989	0.11	0.70
	验证期	0.90	0.983	0.11	0.58
冬小麦	率定期	0.94	0.958	0.11	0.81
	验证期	0.94	0.981	0.07	0.91

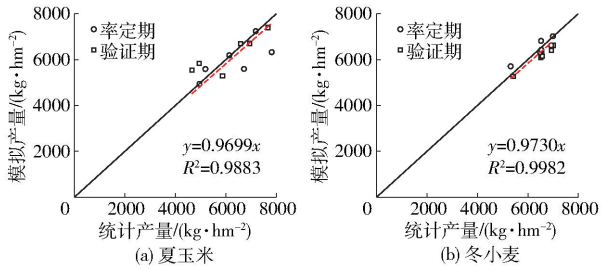


图 7 产量模拟结果散点图

Fig. 7 Scatter plots of simulated yield results

表 5 夏玉米、冬小麦产量模拟评估结果

Tab. 5 Evaluation indicators for summer maize and winter wheat yield simulation

时期	地市	统计产量/(kg·hm⁻²)		模拟产量/(kg·hm⁻²)		相对误差/%	
		夏玉米	冬小麦	夏玉米	冬小麦	夏玉米	冬小麦
率定期	石家庄市	7 816	6 923	6 321	6 619	19.12	4.39
	邯郸市	7 184	6 991	7 237	7 024	0.74	0.47
	保定市	5 188	6 484	5 588	6 320	7.70	2.52
	沧州市	6 136	5 316	6 186	5 710	0.81	7.42
	衡水市	6 718	6 531	5 592	6 432	16.77	1.52
	邢台市	4 952	6 520	4 939	6 819	0.26	4.59
验证期	石家庄市	7 667	6 938	7 394	6 396	3.57	7.81
	邯郸市	6 948	7 001	6 700	6 626	3.57	5.36
	保定市	4 650	6 509	5 537	6 081	19.08	6.58
	沧州市	5 866	5 417	5 294	5 269	9.74	2.73
	衡水市	6 580	6 564	6 686	6 152	1.61	6.28
	邢台市	4 941	6 546	5 827	6 318	17.94	3.49

水情景，从而分析干旱对区域作物生长与产量影响，结果如表 6 和图 8 所示。

干旱缺水情景下夏玉米模拟产量空间分布显示，当 7 月灌溉减少时，产量整体下降幅度较小。实际灌溉条件下区域平均产量为 6 684.37 kg/hm^2，在情景 2 条件下，区域平均产量为 6 660.18 kg/hm^2，各地市减产率为 0.08% ~0.37%；40% 灌溉情景下平均产量为 6 621.17 kg/hm^2，区域平均产量减产约 0.9%，各地市减产率最高达 0.98%。结果表明，研究年份 7 月适度减少灌溉并未显著抑制夏玉米干物质积累和最终产量，夏玉米 7 月主要处于营养生长期，因此该结果与已有研究关于夏玉米营养生长期具有一定水分亏缺耐受能力、生育前期轻度亏缺灌溉对产量影响较小的结论一致[33-34]。同时，干旱-复水相关研究表明，前期轻度水分亏缺后若后期供水及时恢复，玉米能够通过补偿生长恢复光合作用、叶片生长和根系活性，从而减轻前期干旱造成的产量损失[35]。本研究中，该年份 7 月下旬及 8 月降水明显增加，及时补充土壤水分，使前期水分亏缺得到有效缓解，减弱了 7 月灌溉减少对最终产量形成的不利影响。

冬小麦干旱缺水情景模拟结果表明，各地市产量较实际灌溉条件下产量出现显著下降，且减产幅度存在明显区域差异。实际灌溉条件下区域平均产量为 6 490.71 kg/hm^2；在 85% 灌溉条件下平均产量降低至 4 549.11 kg/hm^2，减产 29.91%；在 70% 灌溉条件下平均产量降低至 4 365.40 kg/hm^2，减产 32.74%。各地市减产率在空间上呈现明显不同。其中，邯郸地区冬小麦产量损失最为严重，减产率最高可达 51.69%；其次是保定地区，减产率最高为 44.65%。此外，干旱缺水程度与产量损失呈明显非

表 6　不同干旱缺水情景下相对基准情景的作物减产率

Tab. 6　Crop yield reduction rates under different irrigation scenarios　%

作物	地市	情景 2	情景 3
夏玉米	石家庄市	0.37	0.98
	沧州市	0.37	0.82
	邯郸市	0.34	0.88
	邢台市	0.31	0.79
	保定市	0.26	0.56
	衡水市	0.08	0.45
冬小麦	邯郸市	50.19	51.69
	保定市	30.87	44.65
	邢台市	27.08	28.89
	沧州市	24.82	27.41
	石家庄市	18.83	22.10
	衡水市	5.74	9.82

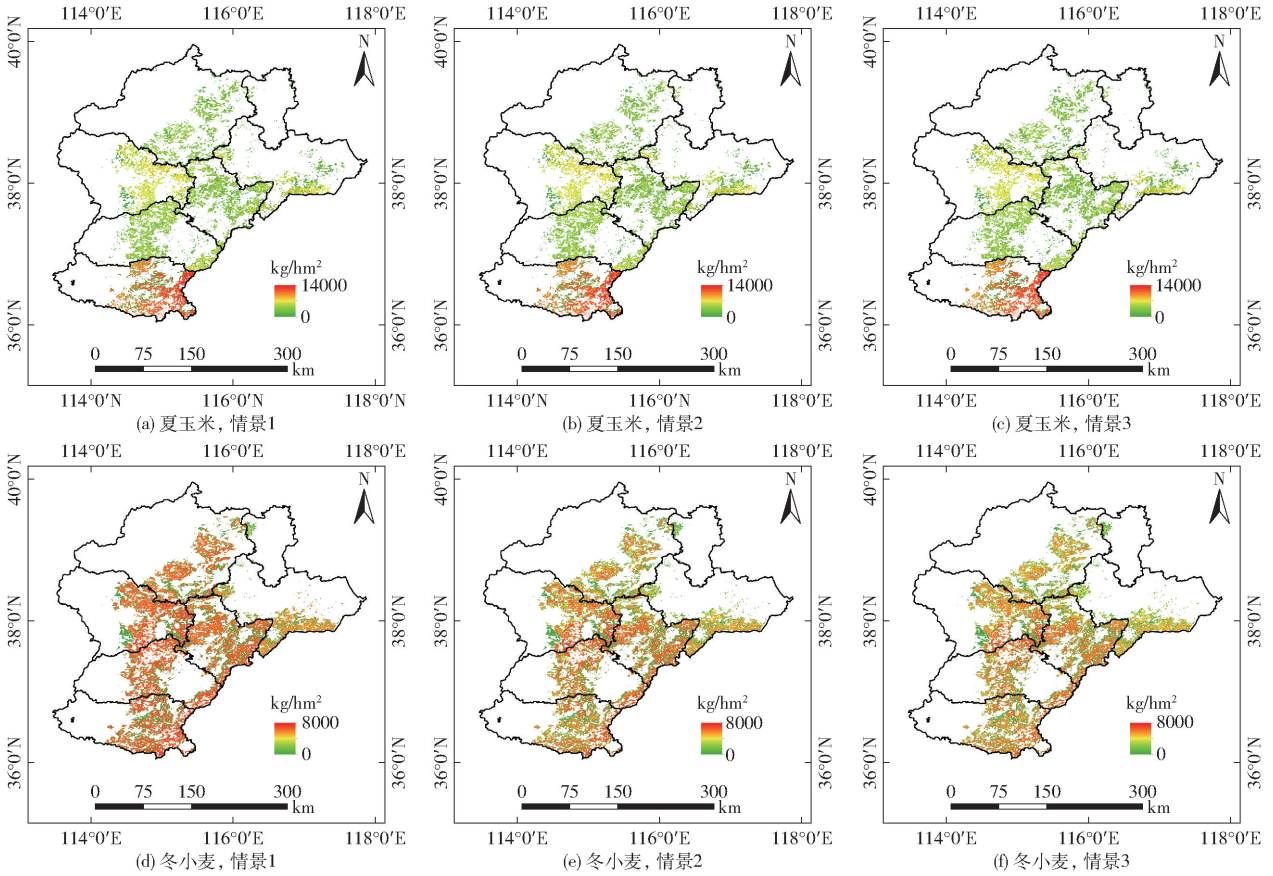


图 8　不同干旱情景下作物产量空间分布

Fig. 8　Spatial distributions of crop yield under different drought scenarios

线性关系。冬小麦生长季对灌溉依赖程度高,干旱年份需增加灌溉,否则会导致明显减产。

3 结论

(1)模型模拟夏玉米 LAI 时序变化与遥感反演结果一致,空间验证 R^2 为 0.86 ~ 0.90,NRMSE 不大于 0.16,NSE 不小于 0.59;ET 模拟结果 R^2 不小于 0.983,NRMSE 均为 0.11,NSE 为 0.58 ~ 0.70;模拟产量与各地市统计产量相对误差均小于 20%。冬小麦 LAI 模拟结果与遥感反演结果对比,R^2 均为 0.93,NRMSE 均为 0.12,NSE 为 0.69 ~ 0.71;ET 模拟结果 R^2 为 0.958 ~ 0.981,NRMSE 为 0.07 ~ 0.11,NSE 为 0.81 ~ 0.91;各地市模拟产量相对误差均小于 8%。

(2)干旱情景模拟结果表明,不同作物对干旱缺水响应呈显著差异。夏玉米在生育前期(7 月)减少灌溉条件下,产量降幅较小,约为 0.9%,产量损失主要集中在石家庄地区。冬小麦生育期对干旱缺水更为敏感,在灌溉量降低至 85% I_{wheat} 和 70% I_{wheat} 时,区域平均产量分别下降 29.91% 和 32.74%,其中邯郸、保定地区减产率最高为 51.69% 和 44.65%。作物产量损失呈现明显空间异质性,并与缺水程度表现出非线性响应特征。

(3)与传统农业干旱指标只能间接表征干旱影响不同,本文模型能够动态量化干旱对区域作物生长、耗水及产量形成过程的影响,揭示不同作物对干旱缺水的响应差异及空间变异特征,可为农业用水管理和粮食生产提供科学支撑。

参 考 文 献

[1] Bjarke N, Livneh B, Barsugli J. Storylines for global hydrologic drought within CMIP6[J]. Earth's Future, 2024, 12(6): e2023EF004117.

[2] Yao N, Li Y, Liu Q, et al. Response of wheat and maize growth-yields to meteorological and agricultural droughts based on standardized precipitation evapotranspiration indexes and soil moisture deficit indexes[J]. Agricultural Water Management, 2022, 266: 107566.

[3] Zhao Z, Wang K. Capability of existing drought indices in reflecting agricultural drought in China[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2021, 126(8): e2020JG006064.

[4] Song Y, Joo J, Kim H, et al. Development and applicability evaluation of damage scale analysis techniques for agricultural drought[J]. Water, 2024, 16(10): 1342.

[5] 战莘晔. 中国近 60 年农业旱灾等级评估及分析方法[C]//中国气象学会. 第 35 届中国气象学会年会 S5 气候变暖背景下干旱灾害形成机制变化与监测预测及其影响评估,2018: 310 - 317.

[6] 中华人民共和国水利部. 中国水旱灾害公报 2024[R/OL]. http://www.mwr.gov.cn/sj/tjgb/zgshzhgb/202510/t20251001_2067990.html.

[7] 房全孝, 于强, 王建林. 利用 RZWQM - CERES 模拟华北平原农田土壤水分动态及其对作物产量的影响[J]. 作物学报, 2009, 35(6): 1122 - 1130.
Fang Quanxiao, Yu Qiang, Wang Jianlin. Simulating soil water dynamics and its effects on crop yield using RZWQM - CERES in the North China Plain[J]. Acta Agronomica Sinica, 2009, 35(6): 1122 - 1130. (in Chinese)

[8] 任贺靖, 路凯超, 蔡甲冰, 等 . 基于水热耦合的冬小麦-夏玉米产量响应与变化预测[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 429 - 443,484.
Ren Hejing, Lu Kaichao, Cai Jiabing, et al. Yield responses and predictions of future change for winter wheat - summer maize based on water-heat coupling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 429 - 443, 484. (in Chinese)

[9] 郭建茂. 基于遥感与作物生长模型的冬小麦生长模拟研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2007.
Guo Jianmao. Simulation of regional winter wheat growth using remote sensing data and crop growth model[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2007. (in Chinese)

[10] Liu M, He B, Lü A, et al. Parameters sensitivity analysis for a crop growth model applied to winter wheat in the Huanghuaihai Plain in China[J]. Geoscientific Model Development Discussions, 2014, 7(3): 3867 - 3888.

[11] Ramirez-Villegas J, Koehler A K, Challinor A J. Assessing uncertainty and complexity in regional-scale crop model simulations[J]. European Journal of Agronomy, 2017, 88: 84 - 95.

[12] Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, et al. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1 - 2): 214 - 231.

[13] Wang J, Wang Y, Qi Z. Remote sensing data assimilation in crop growth modeling from an agricultural perspective: new insights on challenges and prospects[J]. Agronomy, 2024, 14(9): 1920.

[14] Wang J, Li P, Bi R, et al. Applicability of different assimilation algorithms in crop growth model simulation of evapotranspiration[J]. Agronomy, 2024, 14(11): 2674.

[15] 张智韬, 于广多, 吴天奎, 等. 基于无人机遥感影像的玉米冠层温度提取及作物水分胁迫监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 82 - 89.

Zhang Zhitao, Yu Guangduo, Wu Tiankui, et al. Temperature extraction of maize canopy and crop water stress monitoring based on UAV remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE ,2021, 37(23): 82 - 89. (in Chinese)

[16] Tewes A, Hoffmann H, Krauss G, et al. New approaches for the assimilation of LAI measurements into a crop model ensemble to improve wheat biomass estimations[J]. Agronomy, 2020, 10(3): 446.

[17] Zhuo W, Fang S, Wu D, et al. Integrating remotely sensed water stress factor with a crop growth model for winter wheat yield estimation in the North China Plain during 2008—2018[J]. The Crop Journal, 2022, 10(5): 1470 - 1482.

[18] Jin N, Tao B, Ren W, et al. Assimilating remote sensing data into a crop model improves winter wheat yield estimation based on regional irrigation data[J]. Agricultural Water Management, 2022, 266: 107583.

[19] Wang X, Lei H, Li J, et al. Estimating evapotranspiration and yield of wheat and maize croplands through a remote sensing-based model[J]. Agricultural Water Management, 2023, 282: 108294.

[20] Gao F, Zhang Y, Ren X, et al. Evaluation of CHIRPS and its application for drought monitoring over the Haihe River Basin, China[J]. Natural Hazards, 2018, 92(1): 155 - 172.

[21] Sakamoto T, Gitelson A A, Arkebauer T J. MODIS-based corn grain yield estimation model incorporating crop phenology information[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 131: 215 - 231.

[22] 何韶阳,田静,张永强. 三种高分辨率地表蒸散发产品在华北地区的验证与对比[J]. 资源科学,2020,42(10):2035 - 2046.
He Shaoyang, Tian Jing, Zhang Yongqiang. Verification and comparison of three high-resolution surface evapotranspiration products in North China[J]. Resources Science, 2020, 42(10): 2035 - 2046. (in Chinese)

[23] Feng T, Shen Y, Wang F, et al. Spatiotemporal variability and driving factors of the shallow soil moisture in North China during the past 31 years[J]. Journal of Hydrology, 2023, 619: 129331.

[24] 渠颖. EPICGIS 系统开发及水稻产量模拟[D]. 武汉：华中农业大学, 2024.
Qu Ying. EPICS system development and rice yield simulation[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[25] He L, Xue J, Wang S. WHCrop: a novel water-heat driven crop model for estimating the spatiotemporal dynamics of crop growth for arid region[J]. Agricultural Water Management, 2023, 287: 108410.

[26] Williams J R, Jones C A, Kiniry J R, et al. The EPIC crop growth model[J]. Transactions of the ASAE, 1989, 32(2): 497 - 511.

[27] Leuning R, Zhang Y Q, Rajaud A, et al. A simple surface conductance model to estimate regional evaporation using MODIS leaf area index and the Penman - Monteith equation[J]. Water Resources Research, 2008, 44(10): W10419.

[28] Gan R, Zhang Y, Shi H, et al. Use of satellite leaf area index estimating evapotranspiration and gross assimilation for Australian ecosystems[J]. Ecohydrology, 2018, 11(5): e1974.

[29] Zhang Y, Kong D, Gan R, et al. Coupled estimation of 500 m and 8-day resolution global evapotranspiration and gross primary production in 2002—2017[J]. Remote sensing of environment, 2019, 222: 165 - 182.

[30] Thornely J H M. Mathematical models in plant physiology: a quantitative approach to problems in plant and crop physiology [M]. London: Academic Press, 1976.

[31] Cao Y, Zhang Y, Tian J, et al. Strong agricultural resilience to 2022 Southern China drought[J]. Earth's Future, 2024, 12(3): e2023EF004243.

[32] 王艳, 王兴旺, 屈艳萍, 等. 农田灌溉水量估算及其对作物耗水与产量贡献分析:以冀中南地区为例[J]. 灌溉排水学报, 2025, 44(11): 1 - 9.
Wang Yan, Wang Xingwang, Qu Yanping, et al. Spatiotemporal variation in net irrigation and its effects on water consumption and wheat - maize yield in Southern and Central Hebei Province[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2025, 44(11): 1 - 9. (in Chinese)

[33] Du T, Kang S, Sun J, et al. An improved water use efficiency of cereals under temporal and spatial deficit irrigation in North China[J]. Agricultural Water Management, 2010, 97(1): 66 - 74.

[34] 段伟娜,徐家屯,曹玉鑫,等. 夏玉米不同生育期亏缺-复水对蒸发蒸腾和产量的影响[J]. 灌溉排水学报, 2022,41(2): 18 - 26.
Duan Weina, Xu Jiatun, Cao Yuxin, et al. Effects of deficit-irrigation at different stages on evapotranspiration and yield of summer maize[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(2): 18 - 26. (in Chinese)

[35] Song H, Li Y, Zhou L, et al. Maize leaf functional responses to drought episode and rewatering[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 249: 57 - 70.