

基于 APSIM 的新疆棉花生长与产量动态预测方法

陈柏青^{1,2} 张悦³ 王科¹ 吕智怡¹ 陈茂光¹ 汤秋香¹

(1. 新疆农业大学农学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

3. 西北农林科技大学农学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 利用基于过程的棉花生长动态模型, 精确定量模拟新疆棉田生物量积累和产量形成过程, 可为智慧农业决策提供技术支撑。基于 APSIM-Cotton 模型构建了融合气象数据的棉花生长和产量动态预测方法。首先通过 2023—2024 年田间试验数据校准模型参数, 其次运用气候相似年方法构建生长季气象数据, 然后融合 ECMWF 短期天气预测产品 (Open Data) 进行未来 9 d 棉花生长动态模拟, 最终实现全生育期内棉花产量滚动预测。结果表明, APSIM-Cotton 能够准确地模拟昌吉地区不同播种密度 ($9 \sim 27$ 株/ m^2) 下的棉花生育期 (NRMSE 为 5.18%)、生物量 (NRMSE 为 19.60%) 和产量 (NRMSE 为 6.08%); 基于短期气象预测产品的棉花生物量预测在 1~3 d 内精度最高 (NRMSE 为 1.3%), 随预报时效延长, 9 d 预测误差升至 3.24%; 通过气象数据融合 (即历史气象数据、短期天气预报与历史气候相似年型数据的动态拼接) 可以在全生育期内预测当季棉花产量, 使用 18 个最佳相似年型数量的预测误差最低, 产量预测误差整体稳定在 4% 以内, 但播种后 90~115 d 预测误差波动较大 (最大相对误差可达 10%), 因此该时段的预测结果需谨慎使用。

关键词: 棉花; APSIM-Cotton 模型; 气象数据融合; 产量; 动态预测

中图分类号: S562 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2025)05-0082-09

OSID:



Dynamic Predictions of Cotton Growth and Yield in Xinjiang Based on APSIM Model

CHEN Baiqing^{1,2} ZHANG Yue³ WANG Ke¹ LÜ Zhiyi¹ CHEN Maoguang¹ TANG Qiuxiang¹

(1. College of Agronomy, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. College of Agronomy, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: A process-based cotton growth model could precisely and dynamically simulate the biomass accumulation and yield formation of cotton, so as to provide technical support for smart agricultural decision-making. A dynamic prediction method for cotton growth and yield was developed by integrating meteorological data with the APSIM-Cotton model. Firstly, model parameters were calibrated based on field trial data (2023—2024). Secondly, short-term weather forecasts (ECMWF Open Data) were incorporated for 9 d growth simulations. Thirdly, climate analogue years were used to construct seasonal meteorological datasets to enable the dynamic yield prediction throughout the growing season of cotton. The results showed that the APSIM-Cotton model could accurately simulate the phenology dates (NRMSE was 5.18%), biomass (NRMSE was 19.60%), and yields (NRMSE was 6.08%) of cotton under various planting densities ($9 \sim 27$ plants/ m^2) in Changji, Xinjiang. Short-term biomass predictions achieved the highest accuracy within 1~3 d (NRMSE was 1.3%), then the errors were increased to about 3.24% at a 9 d forecast. Integrated meteorological data (the dynamic integration of historical meteorological data, short-term weather forecasts, and historical climate analog year data) enabled

收稿日期: 2024-11-20 修回日期: 2025-03-09

基金项目: 新疆维吾尔自治区重大科技专项 (2022A02011-2)、自治区高校基本科研业务费科研项目 (XJEDU2024P031)、新疆农业大学作物学科科研项目 (XNCDKY2023002) 和丝绸之路经济带创新驱动发展试验区昌吉石国家自主创新示范区科技发展计划项目 (2023LQJ03)

作者简介: 陈柏青 (1992—), 男, 讲师, 西北农林科技大学博士生, 主要从事棉花生长模拟等研究, E-mail: baiqing_chen@xjau.edu.cn

通信作者: 汤秋香 (1980—), 女, 教授, 博士, 主要从事农田生态环境研究, E-mail: 790058828@qq.com

seasonal yield prediction. Using 18 optimal analogue years minimized prediction errors, stabilizing yield forecast errors below 4%. However, prediction accuracy fluctuated significantly between 90 d and 115 d after sowing (maximum relative error was 10%), which necessitated cautious application of the prediction results during this period.

Key words: cotton; APSIM – Cotton model; weather data fusion; yield; dynamic prediction

0 引言

新疆作为我国最大的棉花生产基地,其产量占全国总量 80% 以上,在保障国家纺织原料安全和农业经济稳定中具有战略地位^[1-2]。然而,全球气候变化引发的极端天气事件频发,导致该地区棉花生产面临严峻挑战。新疆植棉区花铃期日最高气温呈显著上升趋势^[3],虽然适度增温有助于棉花光合效能提升^[4],但气象灾害频发(如高温热害等)也使得棉花产量年际波动加剧^[5]。如 2015 年石河子垦区出现 40℃ 以上高温天气 21 d,使得蕾铃脱落严重,较 2014 年减产 7.2%^[6]。2023 年全疆主要植棉县(市)累积遭受各类气象灾害 53 次,全疆棉花产量同比减少 2.81×10^5 t^[7]。因此,构建精准的棉花生长动态模拟与产量预测体系,对优化田间管理、增强生产系统韧性具有迫切需求。

当前作物产量预测方法主要包括统计模型^[8]、遥感监测^[9]和作物模型^[10]等。其中基于生物物理机制的作物模型(如 APSIM(Agricultural production systems simulator))能综合气候-土壤-管理措施的影响,展现出更强的机理性和预测优势^[11]。但现有研究对 APSIM 模型在新疆独特气候下棉花产量预测应用仍存空白。值得注意的是,气象要素通过光合作用、水分利用效率等生理过程直接影响棉花产量^[12]。如极端高温抑制光合酶活性并增加蕾铃脱落^[13],而干旱胁迫则限制干物质积累与蕾铃发育^[14]。新疆棉花生产对气候变化的敏感性尤为突出^[15],这使得高精度气象数据输入成为模型预测的关键。尽管短期天气预报(7~15 d)可为水肥调控和灾害防控提供实时决策支持,但其误差源(初始场偏差、参数化缺陷等)导致模型输出存在不确定性^[16],亟需定量评估预报数据驱动的棉花模拟预测的可靠性。

气象数据兼具时间维度的动态演化特性和空间维度的地理关联特性,这使得通过分析站点长期历史观测序列,能够筛选出与目标年份气象特征高度匹配的相似年型^[17]。目前基于相似年型气象数据构建的方法主要通过计算目标年份已有气象序列与历史同期数据间的欧氏距离,运用几何聚类算法识别相近历史年份^[18]。但该方法多聚焦于相似年型

的静态匹配,导致预测窗口期缺乏科学界定。因此有必要量化评估历史相似年型驱动的产量预测模型的可预测性时间窗口,从而确定面向新疆棉花生产的相似年型预测时效性阈值。

针对上述问题,本文建立基于历史气象数据和 APSIM – Cotton 的新疆棉花产量预测方法;定量计算基于短期天气预报数据的新疆棉花产量预测精度;定量评估历史相似年型驱动的新疆棉花产量预测模型的可预测性和时间窗口,以期降低棉花产量预测的不确定性。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

大田试验于新疆维吾尔自治区昌吉回族自治州开展。该地区属中温带大陆性干旱气候区,全年日照时数达 2 800~3 100 h,大于等于 10℃ 有效积温 3 400~3 600℃,其中棉花生长季(4—10 月)平均气温 20℃,为棉纤维充分发育创造了优势环境。年降水量仅 150~200 mm,农业生产高度依赖灌溉系统。无霜期为 160~180 d,主要种植早中熟机采棉品种。不同播种密度的大田试验于 2023 年和 2024 年在大西渠乡华兴农场(44°13'N,87°18'E)进行。试验地土壤质地为黏性土壤,有机质含量 12.9 g/kg,全氮含量 0.67 g/kg,容重 1.42 g/cm³,土壤 pH 值 8.02。

1.2 田间试验设计

试验设计采用单因素完全随机区组设计,设置 5 个种植密度梯度:9、13.5、18、22.5、27 株/m²,每个处理重复 3 次。采用机采棉 1 膜 3 管 6 行种植模式,行距配置为“66 cm 宽行 + 10 cm 窄行”交替排列。每个处理小区由 3 幅地膜平行铺设构成,小区长×宽为 9.0 m×6.9 m,各密度处理通过调整株距实现。田间管理参照当地高产棉田标准化管理模式,全田一致。

2023 年 4 月 30 日播种,10 月 5 日收获,全生育期灌水 12 次,累积灌溉量 486 mm,氮肥以尿素形式随水施用,总施用量 678 kg/hm²;2024 年 4 月 29 日播种,9 月 30 日收获,全生育期灌水 10 次,累积灌溉量 413 mm,尿素施用量 750 kg/hm²。灌水施肥通过膜下滴灌系统统一实施。

试验期间记录播种、出苗、现蕾、开花、吐絮和收

获等关键生育期,通过田间观察确定各阶段 50% 植株达到标准日期。在棉花整个生育期内对植株进行取样以测定地上部干物质,2023 年进行了 5 次取样:6 月 4 日、6 月 21 日、7 月 16 日、8 月 19 日和 9 月 10 日,2024 年进行了 5 次取样:5 月 30 日、6 月 13 日、7 月 6 日、8 月 3 日和 9 月 3 日,每次取样时在小区随机选取 3 株植株,烘干至恒定质量后称量干物质量。在作物收获时期,每个小区选取 2.3 m × 2.9 m 的采样区域来测定棉花产量。产量测定包括统计有效株数、单株铃数、铃质量和衣分率,其中铃质量通过称量正常吐絮棉铃获得,衣分率通过分离棉纤维和棉籽并计算其质量比得出。

1.3 APSIM – Cotton 模型

APSIM 模型^[19] 基于过程模块化构建,可量化模拟土壤-植物-大气连续体中作物生长、水分运移及养分循环等生物物理过程^[20],广泛用于小麦、玉米、大豆、马铃薯等 30 余种作物模拟。APSIM – Cotton 模型主要由棉花模块、气象模块、土壤模块、管理模块等组成,其通过整合棉株特异性生理模块(如温度依赖性棉铃成熟机制与 C3 光合途径),能够精准预测不同农业生态区棉花的物候发育、产量形成及资源利用效率^[21]。本文以田间试验获得的棉花生长管理数据,结合当地气象、土壤数据,对棉花品种参数进行率定。

1.4 土壤数据

APSIM 模型土壤模块使用数据主要有容重、风干含水量、凋萎系数、田间持水量和饱和含水量等,均于播种前在田间选择代表性地块,用环刀取土,带回实验室测量得到。供模型使用的各层土壤参数见表 1。

表 1 试验区土壤分层参数

Tab. 1 Soil profile parameters at experimental site

土层深 度/cm	容重/ (g·cm ⁻³)	风干 含水量/ (cm ³ ·cm ⁻³)	凋萎系数/ (cm ³ ·cm ⁻³)	田间 持水量/ (cm ³ ·cm ⁻³)	饱和 含水量/ (cm ³ ·cm ⁻³)
0 ~ 10	1.53	0.056	0.112	0.349	0.427
10 ~ 20	1.62	0.057	0.071	0.322	0.387
20 ~ 30	1.52	0.043	0.043	0.344	0.417
30 ~ 40	1.58	0.040	0.040	0.352	0.433
40 ~ 50	1.38	0.039	0.039	0.407	0.489
50 ~ 60	1.32	0.027	0.027	0.414	0.493
60 ~ 70	1.36	0.027	0.027	0.397	0.468
70 ~ 80	1.38	0.026	0.026	0.388	0.462
80 ~ 90	1.40	0.025	0.025	0.398	0.487
90 ~ 100	1.41	0.025	0.025	0.392	0.474

1.5 气象数据

气象数据主要包括历史数据和预测数据。本文

使用的历史气象数据来源于欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 第五代再分析数据集 (ERA5) 的逐小时地面数据产品。ERA5 通过集成多源观测数据(卫星、地面气象站、探空等)与数值模式同化系统,生成全球覆盖的高精度再分析数据集,其空间分辨率为 0.1° × 0.1° (约 9 km),时间分辨率为逐小时,时间跨度自 1950 年至今(近实时数据延迟约 7 d)^[22]。本文使用华兴农场(44°13'N,87°18'E)最临近格点 1994—2024 年间的逐小时直接辐射、气温和降水量数据,并转换为逐日最高温度、最低温度、累积直接辐射量和累积降水量供后续使用。田间试验期间基本气象情况如图 1 所示。

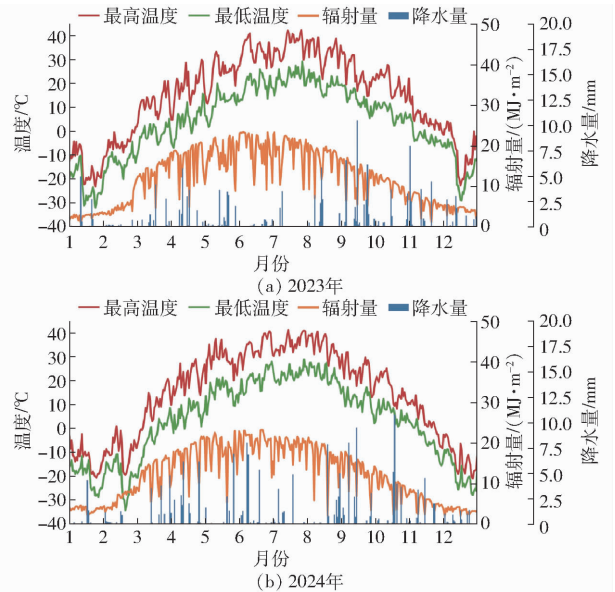


图 1 试验区 2023 年和 2024 年气象数据
Fig. 1 Meteorological data at experimental site in 2023 and 2024

使用的预测气象数据来自 ECMWF 的开放数据计划 (Open Data),旨在向公众免费提供部分气象预报和再分析数据,以支持科学研究、教育、商业创新和社会应用^[23]。免费版本预测数据集实时发布,每日更新 4 次,覆盖全球范围,其空间分辨率为 0.25° × 0.25° (约 31 km),时间分辨率为逐 3 h 或 6 h (与预报时效有关),预报时长可达 10 d。本文下载自 2024 年 6 月 1 日—10 月 31 日间每日 00:00 时(世界时)发布的 Open Data 预测产品,用于制作可供 APSIM 模型使用的逐日气象预测数据文件。

1.6 模型调参和验证

使用 2023 年田间试验数据对 APSIM – Cotton 模型参数进行率定。利用田间试验中观测的生育期(现蕾期、开花期、吐絮期和成熟期)计算各生长发育阶段所需积温并输入模型中,衣分率、单铃籽棉质量为试验观测数据,其他品种参数在模型默认参数基础上,在参数范围内(表 2)利用试错法调整获得。

表 2 APSIM – Cotton 模型棉花品种参数
Tab.2 Parameters of cotton cultivars used in

APSIM – Cotton model			
参数名称	定义	取值范围	数值
percent_l	衣分率/%	35 ~ 45	44.26
scholl	单铃籽棉质量/g	3.8 ~ 7.0	6.34
respcon	呼吸常数	0.015 ~ 0.025	0.0218
sqcon	果节产生经验系数	0.01 ~ 0.03	0.023
flai	叶面积指数修正值	0.5 ~ 1.0	0.9
DDISQ	播种到现蕾有效积温 (日温≥12℃)/(d·℃)	300 ~ 450	387
FRUDD	蕾铃生长不同阶段所 对应的有效积温(日 温≥12℃)/(d·℃)	与生育期 有关	53,180,354,
			370,477,586, 712,1054
BckGndRetn	棉铃保留比例	0.2 ~ 1.0	0.9

使用 2024 年田间试验数据对率定后的 APSIM – Cotton 模型进行验证,验证数据包括生育期、地上部干物质质量和产量等。选择常用统计指标对 APSIM – Cotton 模型模拟新疆棉花生长发育和产量形成的适应性进行评价,主要包括均方根误差(Root mean square error, RMSE)和归一化均方根误差(Normalized root mean square error, NRMSE)^[24]。经验证后的棉花主要品种参数见表 2。

1.7 气候相似度计算方法

当前年份已有数据与历史任意年份同期气象因子序列间的欧氏距离 d 和相关系数 r 分别为

$$d = \sqrt{\sum (X_i + Y_i)^2} \tag{1}$$

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}} \tag{2}$$

式中 X_i ——当前年份气象因子序列
 Y_i ——历史某年同期气象因子序列
 $\bar{X}, \bar{Y}$ —— X_i, Y_i 序列平均值

聚类指标 C 计算式为^[25]

$$C = \frac{d}{r} \times 100\% \tag{3}$$

C 越大,则当前年份现阶段与该历史年同阶段气候相似度越高。本文气象因子序列由逐日最高气温、最低气温、辐射量和降水量各自归一化后组成。

1.8 短期棉花生长动态预测模拟与评价方法

使用 ERA – 5 历史数据拼接 Open Data 短期气象预测数据,每日滚动生成短期棉花生长动态预测模拟的气象驱动文件。考虑到 ERA – 5 数据发布有 7 d 左右的延迟,故预报日前缺失的实况气象数据分别由该日发布的 Open Data 前 24 h 预报数据补全,并按 APSIM 指定格式生成气象文件。因需要将 Open Data 预测数据时区调整至北京时间,在预测数

据的驱动下,可逐日开展未来 9 d 的棉花生长动态预测模拟。

生物量累积动态常作为表征作物碳同化与资源利用效率的核心指标,能够敏感反映水肥胁迫对光合产物分配的长期影响,故选择地上部干物质质量作为验证对象。对比 2024 年 6 月 1 日至棉花成熟期间,预测气象文件和历史气象文件分别驱动 APSIM – Cotton 模型模拟所得到的生物量相对误差(Relative error, RE),评价短期棉花生长动态预测模拟准确性和时效性,即

$$R_E = \left| \frac{y_{forecast} - y_{history}}{y_{history}} \right| \times 100\% \tag{4}$$

式中 $y_{forecast}$ ——使用基于预测气象文件模拟得到的生物量

$y_{history}$ ——使用基于历史气象文件模拟得到的生物量

1.9 生育期内棉花产量动态预测与评价方法

棉花生育期内产量动态预测的关键在于未来气象数据的构建。本文主要采用气候相似年型同期历史数据填充的方法构建供产量动态预测模拟所需的气象文件。经计算 2024 年和过去 30 年各年间全年气候相似聚类指标 C (图 2),基本都分布在 20% ~ 26% 区间内,说明华兴农场地区气候相似年型区分不明显,需要使用多个气候相似年型数据来提高产量预测能力。

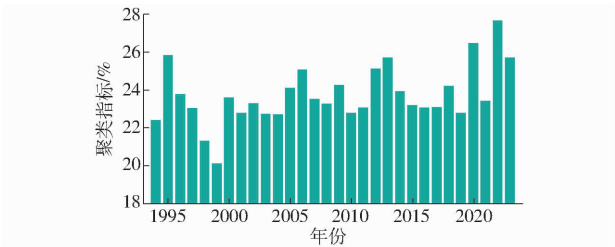


图 2 2024 年与过去 30 年间全年气候相似聚类指标
Fig.2 Comparison between 2024 and past three decades

为获得最佳的棉花产量动态预测性能,本文评价不同相似年数量下产量预测的精度,筛选构建棉花产量动态预测所需的未来气象数据集的最佳相似年数量,具体步骤为:自播种后直至棉花收获,逐日对各播种密度进行产量滚动预测模拟;产量模拟所需气象数据,预测日前 7 d 之前数据由 2024 年历史数据构成,预测日前 7 d 至后 9 d 数据使用 Open Data 预测数据,预测日后 10 d 及之后数据分别使用过去 30 年同期气象数据拼接,即每日模拟前均生成 30 套产量模拟气象文件;分别计算 2024 年 1 月 1 日至预测日前 7 d 历史数据与过去 30 年各年同期历史数据聚类指标 C_{year} ;产量模拟完成后,分别选择 C_{year} 值最高的 1, 2, ..., 30 年的产量平均值作为该预

报日下的预测产量值;计算每个预报日的预测产量与历史数据模拟产量值的相对误差,分析得到最佳相似年型数目,评价不同生育阶段中对棉花产量的预测能力。

2 结果与分析

2.1 APSIM – Cotton 模型模拟验证结果

对比模型模拟各关键生育期(现蕾、开花、吐絮和成熟)与观测结果(图 3a,其中 d 表示距离播种后时间),可以看出各生育期的模拟结果均匀分布在 1:1 线两侧,各生育期平均 RMSE 为 5 d,NRMSE 为

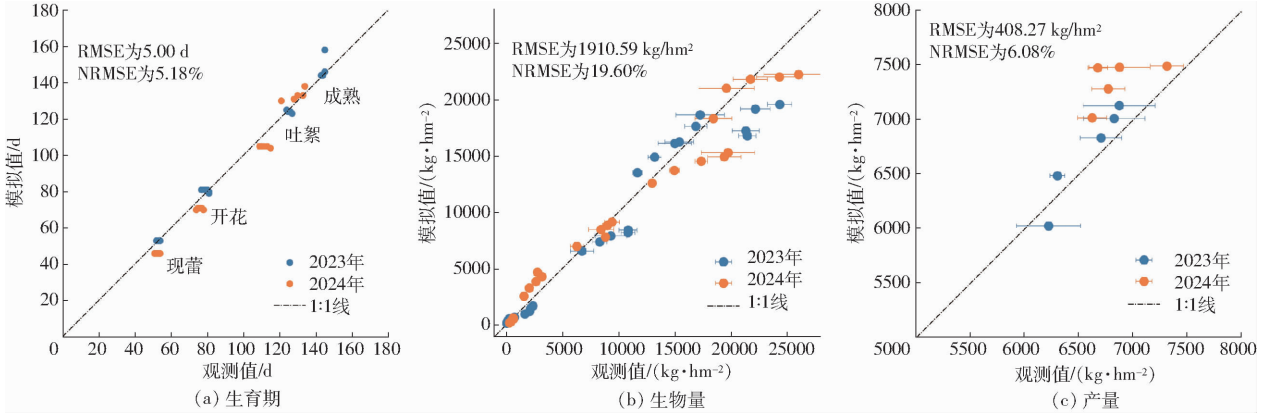


图 3 棉花主要生育期、生物量和产量的观测值与模拟值比较

Fig. 3 Comparison between observed and simulated values for growth stages, biomass, and yield of cotton

2.2 短期棉花生长动态预测模拟结果

从棉花生物量的短期动态预测结果(表 3)可以看出,预测时效越长预测误差越大。预测时效为 1~3 d 的预测效果最佳, RMSE 为 106.86~116.87 kg/hm²,NRMSE 在 1.3% 左右,基本保持稳定;预测时效超过 3 d 后,预测误差呈现随预报时效延长而显著增加的趋势;当预测时效到第 9 天时, RMSE 增至 269.06 kg/hm²,NRMSE 为 3.24%,预测

表 3 不同预测时效的棉花生物量预测误差

Tab.3 Cotton biomass prediction errors at different forecast lead times

预测 时效/d	RMSE/ (kg·hm ⁻²)	NRMSE/ %	RE_mean/ %	RE_std/ %
1	106.86	1.28	0.40	0.91
2	108.71	1.31	0.66	1.04
3	116.87	1.41	0.91	0.98
4	159.44	1.92	1.28	1.31
5	190.14	2.29	1.57	1.44
6	185.23	2.23	1.74	1.34
7	206.37	2.48	2.13	1.66
8	238.38	2.87	2.43	1.82
9	269.06	3.24	2.75	2.20

注:RE_mean 表示相对误差平均值,RE_std 表示相对误差标准差。

5.18%,表明该模型对棉花生育期的模拟精度较高。对比地上部生物量的模拟与实测结果(图 3b),发现 RMSE 为 1 910.59 kg/hm²,NRMSE 为 19.60%,模拟效果良好,低生物量区间模拟误差较小,随着生物量增加,模拟误差逐渐增大,且低于观测值。进一步对比产量的模拟与实测结果(图 3c),发现 RMSE 为 408.27 kg/hm²,NRMSE 为 6.08%,模拟效果较好,但 2024 年的模拟产量高于观测值。经过校准的 APSIM – Cotton 能够较好地反映试验区内的棉花生长发育与产量形成,特别是对生育期模拟和产量模拟具有较高的准确性,可供后续研究使用。

误差仍处于较低水平,表明使用 Open Data 数据进行未来 9 d 的短期棉花生长动态预测结果是可靠的。

图 4 为不同时期逐日不同预测时效(3、6、9 d)下棉花生物量预测的相对误差。短期棉花生长动态预测的误差并不是在整个生育期内保持不变。现蕾期内生物量预测的相对误差要高于花铃期和吐絮期(图 4a),3 个不同预报时效下现蕾期内生物量预测的 RE_mean 均高于全生育期的平均值,分别为 1.18%、2.42%和 3.42%。在花铃期,3 d 和 6 d 两个预测时效下的生物量预测误差与全生育期基本一致,但在 9 d 预测时效下不仅平均误差(3.21%)高于平均水平(2.75%),且方差达到 2.81%。结合相对误差对比图(图 4b),可以发现在盛铃期 9 d 预测时效下的预测误差波动较大,相对误差最大可达 12%;吐絮至收获期(图 4c),各预测时效下的生物量预测误差均低于平均水平,预测效果最好。

2.3 生育期内棉花产量动态预测所需的最佳相似年型数量

在进行棉花产量动态预测时,选择的最佳相似年型数量与预测精度呈非线性关系(图 5)。各箱体上须线、中位数线和均值线的变化趋势基本一致,呈先大幅下降,再小幅上升后下降,最后趋于稳定的变

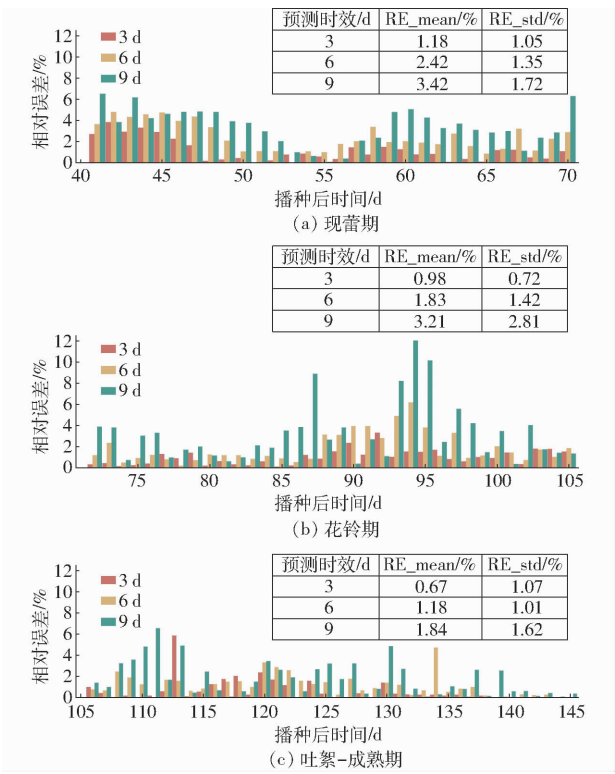


图 4 逐日不同预测时效下棉花生物量预测相对误差

Fig. 4 Relative errors of daily predictions of cotton biomass across different forecast lead times

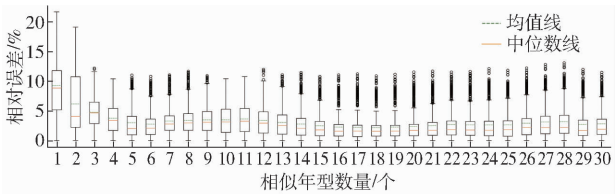


图 5 采用不同气象相似年型数量的棉花产量模拟相对误差

Fig. 5 Relative errors of cotton yield predictions with different numbers of weather analogue years

化趋势,分别在使用 6 个和 18 个最佳相似年型数量时达到谷点,对应的相对误差中位数分别为 2.4% 和 2.0%。仅使用 1~3 个最佳相似年型数量进行预测时,相对误差最高,可出现超过 20% 的误差,预测产量的离散度较大,难以得到稳定的产量预测结果。当选择 6 个最佳相似年型数量时,相对误差基本在 8% 以内,是使用较少相似年型数量(小于 15 个)中平均误差和四分位距最低的选择,可在追求模拟效率的同时获得较高和较稳定的产量预测结果。使用更多的最佳相似年型数量,虽然增加了模拟的次数,但是可以获得更高的预测精度和稳定性,其中当选择数为 18 个时,产量预测误差整体低于 5%,四分位距约 2%,可作为生育期内棉花产量动态预测首选的最佳相似年型数量。

2.4 生育期内棉花产量动态预测结果

在基于气候相似年型的棉花产量动态预测过程

中,整体表现出较高的准确性和稳定性,在播种后 90 d 以内棉花产量相对误差基本稳定在 5% 以内(图 6a),整体随着生育进程推进,产量预测误差缓慢减小,特别是在模拟误差极值方面。但在播种后 90~115 d 存在一段模拟误差大值区,最大产量模拟误差可达 20%,平均误差也在 10% 左右,远高于其他预测日期,并在不同相似年型数量的模拟中均有体现。使用 18 个最佳相似年型数量(图 6b),比使用 6 个最佳相似年型数量(图 6c)的产量模拟相对误差更低,相对误差的变化随生育进程推进也更加稳定,产量预测误差整体稳定在 4% 以内,但播种后 90~115 d 内产量误差波动较大,最大相对误差可达 10%。

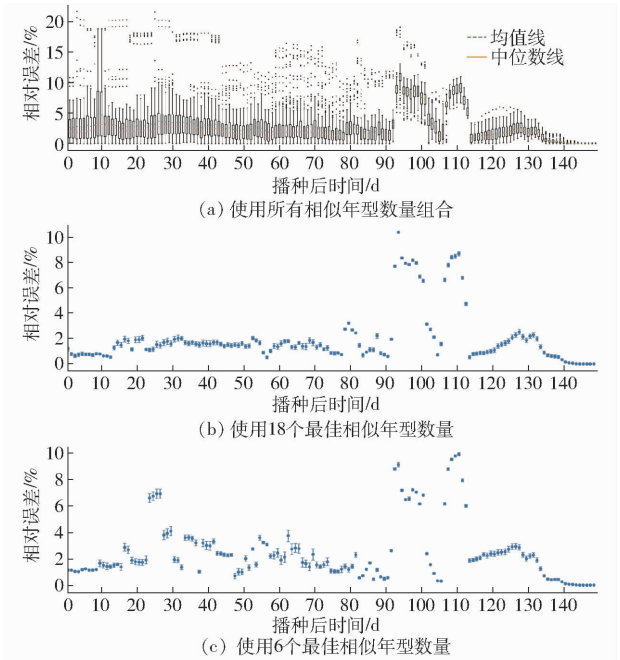


图 6 不同预测时间的棉花产量模拟相对误差

Fig. 6 Relative errors of cotton yield simulations across prediction times

3 讨论

3.1 APSIM - Cotton 模型在新疆棉花产量预测中的适用性与优化路径

APSIM 模型作为一种机理驱动的作物生长模拟工具,在新疆棉花产量预测中展现出显著优势。本文基于新疆棉区多年气象、土壤及田间管理数据,对 APSIM - Cotton 模型进行了率定和验证。结果表明,该模型对棉花关键生育期(现蕾、开花、吐絮和成熟)的模拟误差小于 5 d,生物量和产量模拟的 NRMSE 分别为 19.60% 和 6.08%,表明该模型能够较为精确地模拟新疆棉花的生长发育和产量形成。但是在不同播种密度的模拟中,模拟最终生物量和产量模拟值始终呈随播种密度上升而增加的线性趋

势,未能准确刻画观测数据中 27 株/m²播种密度的产量略低于 22.5 株/m²的情况。这可能是模型对高密度下冠层光截获的模型未充分反映高密度种植下叶片重叠导致的非线性消光效应,低估了遮荫胁迫,以及水分-养分竞争机制缺失等^[26]。

为提升 APSIM - Cotton 模型在新疆棉区的适用性、减小参数本地化及模型模拟的不确定性,应在随后的研究中修正高密度种植下的光竞争模型,增强根系竞争机制,提升对高密度棉田的模拟精度。未来气候变化情景下,极端天气事件频发将会对棉花产量模拟带来很大的挑战,当前的主要作物生长模型(如 APSIM、DSSAT、WOFOST 等)对极端气候的响应多依赖静态阈值(如温度大于 35℃ 触发热胁迫)^[10],但实际作物对胁迫的响应具有累积效应与非线性的特点。未来可将作物生长模型深度融合至数字农业云平台,依托智能算法、模型模拟及气象大数据等核心技术,实现作物生长参数(如光合速率、蒸腾效率)与实时气象条件(如温度变化、异常降水)的动态调整,精准指导棉花生产应对复杂多变的气候挑战,助力构建更具韧性的气候智慧型棉花种植模式,推动新疆棉花产业可持续发展^[27]。

3.2 气象预测数据不确定性对棉花生长动态预测的影响

本文结果表明短期气象预报数据驱动下的棉花生物量预测模拟误差为 1.3% ~ 3.9%。即基于短期天气预报数据和 APSIM - Cotton 模型的短期棉花生物量预测结果较为可靠,这为今后新疆棉花的短期生长预测、制定区域针对性的水肥精准调控提供了有力的工具和方法。短期棉花生物量的预测准确度随预测时效增加而降低,也表明尽管 ECMWF 全球天气预测模型是国际领先的数值天气预报系统,但受限与大气系统的混沌本质,其气象预测产品也存在随着预报时效增加而误差增大的情况,同时气象数据的误差也会通过作物生长模型传递甚至放大,使棉花生物量和产量的预测准确性下降^[28]。

受限与当前研究的计算资源限制,使用短期气象预测数据时,一般将最临近各点数据作为试验区气象数据。尽管 ECMWF 的 Open Data 具有 0.25° × 0.25°(约 31 km)的空间分辨率,但在新疆山盆相间的复杂地形下,预测数据的预测效果存在一定的不足。为进一步提高短期棉花生长动态预测精度,在今后的研究中,可以尝试使用更高空间分辨率的气象预测产品,如商业版的 Open Data 空间分辨率可达 0.1° × 0.1° 甚至更高^[23],或是使用 WRF (Weather research and forecasting)^[29]模型对气象预测产品进行降尺度,提升局地气象要素(如降水、蒸

发、辐射等)的预报精度,以提升短期棉花生长动态模拟的准确性。

3.3 气象数据融合对生育期内棉花产量动态预测影响

相较于传统相似年型方法单纯依靠历史气象数据进行棉花产量预测,本文通过实时天气数据、短期预报数据和历史气象数据的融合,使得预测过程更贴近生长季真实气象情况。本文使用 18 个最佳相似年型构建的基于“实况监测-短期预报-气候趋势”数据融合的棉花产量动态模拟框架,可使棉花产量预测误差整体稳定在 4% 以内,具有较好的全生育期内产量预测能力。

然而,本文发现棉花播种后 90 ~ 115 d 的模拟效果不佳,从气象条件对棉花生长及产量形成的影响来看,此阶段正值棉花“花铃期-吐絮期”的关键生育期,棉花对温度、降水和辐射等气象要素的变化极为敏感。极端高温或低温、降水不均等气象异常会直接影响棉铃的发育和纤维的形成,导致产量波动^[30]。在产量预测过程中,历史气象数据、短期天气预报与历史气候相似年型数据在时间序列上可能存在系统性偏差或突变(如温度、降水等变量的不连续跳变),这种数据融合的不连续性会在模型模拟过程中累积误差,导致模拟结果偏离实际生长趋势。后续研究可使用 WRF 模型,通过动态降尺度技术对数据拼接界面进行精细化处理,优化气象变量的时空过渡特征,从而提升作物生长模拟的可靠性和预测准确度^[31]。

为进一步增强相似年型预测的动态适配能力,在今后的研究中,可采用滑动时间窗策略,根据目标年气候趋势动态调整历史数据的时间窗范围,以平衡气候突变与历史代表性的矛盾;基于随机森林特征重要性分析,动态分配温度、降水、辐射等要素的权重,强化关键生育期主导气象因子的筛选效力。相似年型的科学界定与动态适配机制的结合,将会显著提升棉花产量预测在新疆棉田风险管理中的实用价值^[32]。

4 结论

(1)系统评价了 APSIM - Cotton 模拟新疆昌吉地区棉花生长和产量形成的适用性;然后利用欧洲中期天气预报中心发布的 ERA - 5 再分析气象数据集和 Open Data 预测气象数据集,驱动 APSIM - Cotton 模型开展短期棉花生长发育和全生育期的产量动态预测,并评估了动态预测模拟过程中的准确性和时效性。

(2) APSIM - Cotton 模型具有较高的田间棉花

生长模拟能力,能够较为准确地模拟新疆昌吉地区棉花不同播种密度(9 ~ 27 株/m²)下的棉花生育期(NRMSE 为 5.18%)、生物量(NRMSE 为 19.60%)和产量(NRMSE 为 6.08%)。

(3)短期棉花生长动态预测精度随预测时效延长而下降,1 ~ 3 d 预报时效下的棉花生物量预测误差最低且稳定(NRMSE 为 1.3%),9 d 预报时效下的预测误差上升(NRMSE 为 3.24%)但仍有较高的可靠性。预测误差在棉花生育期内呈阶段性变化,

现蕾期平均误差最大(NRMSE 为 3.42%),盛铃期误差波动显著(相对误差最大可达 12%),吐絮-成熟期预测效果最优。

(4)棉花产量动态预测精度与相似年型数量之间呈非线性关系,使用 18 个最佳相似年型数量时整体预测误差最低,产量预测误差稳定在 4% 以内,但播种后 90 ~ 115 d 出现显著误差放大现象,最大相对误差可达 10%,因此在此时段进行产量预测时需要重点关注气象数据质量并谨慎使用产量预测结果。

参 考 文 献

[1] 樊林鑫,哈丽哈什·依巴提,张炎,等. 有机无机肥配施对棉花产量、养分吸收利用及土壤肥力的影响[J]. 中国土壤与肥料,2024(10):80-87.
FAN Linxin, Halihash·Ibati, ZHANG Yan, et al. Effects of combined application of organic and inorganic fertilizers on cotton yield,nutrient absorption and utilization and soil fertility[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2024(10):80-87. (in Chinese)

[2] 陶云平. 棉花经济效益的影响因素及竞争力提升——评《我国棉花国际竞争力研究》[J]. 棉花学报,2022,34(4):361.

[3] 孙帅,王雪姣,李顺澳,等. 1961—2022 年新疆棉花花铃期高温热害时空变化规律研究[J]. 棉花学报,2024,36(2):87-100.
SUN Shuai, WANG Xuejiao, LI Shun'ao, et al. The temporal and spatial variation of high temperature and heat damage during flowering and boll setting stage of cotton in Xinjiang from 1961 to 2022 [J]. Cotton Science, 2024, 36(2):87-100. (in Chinese)

[4] 张山清,普宗朝,冯志敏,等. 气候变暖对新疆棉花种植气候适宜性分区的影响[J]. 沙漠与绿洲气象,2023,17(5):167-174.
ZHANG Shanqing, PU Zongchao, FENG Zhimin, et al. Impact of climate warming on cotton cultivation in Xinjiang[J]. Desert and Oasis Meteorology, 2023, 17(5):167-174. (in Chinese)

[5] ZHENG Ziyan, MA Zhuguo, LI Mingxing, et al. Regional water budgets and hydroclimatic trend variations in Xinjiang from 1951 to 2000[J]. Climatic Change, 2017, 144:447-460.

[6] 姚炎帝,刘旻,赵海,等. 2015 年新疆石河子垦区棉花产量影响因素分析[J]. 中国棉花,2016,43(5):34-36.
YAO Yandi, LIU Min, ZHAO Hai, et al. Analysis of factors affecting cotton yield in 2015 in Shihezi reclamation area, Xinjiang [J]. China Cotton, 2016, 43(5):34-36. (in Chinese)

[7] 国家统计局. 2023 年全国棉花产量下降——国家统计局农村司司长王贵荣解读棉花生产情况[J]. 棉花科学,2024,46(1):1.

[8] 胡灿,王兴旺,王旭峰,等. 基于 Android 手机的田间棉花产量预测系统设计[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 2):252-259,277.
HU Can, WANG Xingwang, WANG Xufeng, et al. Field cotton yield prediction system based on Android mobile phone[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2):252-259,277. (in Chinese)

[9] 邵亚杰,汤秋香,崔建平,等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的棉花叶面积指数估测[J]. 农业机械学报,2023,54(6):186-196.
SHAO Yajie, TANG Qiuxiang, CUI Jianping, et al. Cotton leaf area index estimation combining UAV spectral and textural features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6):186-196. (in Chinese)

[10] 蒙继华,王亚楠,林圳鑫,等. 作物生长模型研究现状与展望[J]. 农业机械学报,2024,55(2):1-15,27.
MENG Jihua, WANG Ya'nan, LIN Zhenxin, et al. Progress and perspective of crop growth models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2):1-15,27. (in Chinese)

[11] WANG Jintao, DONG Xinliang, QIU Rangjian, et al. Optimization of sowing date and irrigation schedule of maize in different cropping systems by APSIM for realizing grain mechanical harvesting in the North China Plain[J]. Agricultural Water Management, 2023, 276:108068.

[12] 谭晓艳,张晓恒,游良志. 自然因素和政策干预对中国棉花生产布局变迁的影响[J]. 农业技术经济,2020(4):79-93.

[13] 杨扬,常伟,张兴东. 新疆极端气候时空变化及其与棉花生产关联研究[J]. 中国农业资源与区划,2024,45(12):60-74.
YANG Yang, CHANG Wei, ZHANG Xingdong. Spatiotemporal variation of extereme climate and its correlatin with cotton production in Xinjiang[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2024, 45(12):60-74. (in Chinese)

[14] GEDAM S, PALLAM H, KAMBHAMMETTU B, et al. Investigating the accuracies in short-term weather forecasts and its impact on irrigation practices[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2023, 149:04022079.

[15] PARASHAR N, JOHRI P, KHAN A A, et al. An integrated analysis of yield prediction models: a comprehensive review of

advancements and challenges[J]. Computers, Materials & Continua,2024,80:389 – 425.

[16] 顾生浩. 棉花功能结构模型建立与新疆棉花产量预测[D]. 北京:中国农业大学,2018.
GU Shenghao. A functional-structural model of cotton and prediction of cotton yield in Xinjiang [D]. Beijing: China Agricultural University, 2018. (in Chinese)

[17] 杨烨,袁宏俊,陈倩如. 基于组合预测方法的全国棉花产量预测研究[J]. 中国纤检,2023(8):24 – 27.

[18] 陈上,窦子荷,蒋腾聪,等. 基于聚类法筛选历史相似气象数据的玉米产量 DSSAT – CERES – Maize 预测[J]. 农业工程学报,2017,33(19):147 – 155.
CHEN Shang, DOU Zihe, JIANG Tengcong, et al. Maize yield forecast with DSSAT – CERES – Maize model driven by historical meteorological data of analogue years by clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(19):147 – 155. (in Chinese)

[19] KEATING B A, CARBERRY P S, HAMMER G L, et al. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation[J]. European Journal of Agronomy, 2003,18(3 – 4):267 – 288.

[20] HOLZWORTH D P, HUTH N I, DEVOIL P G, et al. APSIM evolution towards a new generation of agricultural systems simulation[J]. Environmental Modelling & Software,2014,62:327 – 350.

[21] LUO Q, BANGE M, BRAUNACK M, et al. Effectiveness of agronomic practices in dealing with climate change impacts in the Australian cotton industry—a simulation study[J]. Agricultural Systems,2016,147:1 – 9.

[22] DRAGANI R, HERSBACH H, POLI P, et al. Recent reanalysis activities at ECMWF: results from ERA – 20C and plans for ERA5[C]//AGU Fall Meeting Abstracts, 2015.

[23] MUÑOZ-SABATE J, DUTRA E, AGUSTÍ-PANAREDA A, et al. ERA5 – Land:a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications[J]. Earth System Science Data, 2021,13(9):4349 – 4383.

[24] ZHANG Yue, ZHANG Lizhen, YANG Ning, et al. Optimized sowing time windows mitigate climate risks for oats production under cool semi-arid growing conditions[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2019,266 – 267:184 – 197.

[25] 刘维,宋迎波. 基于气象要素的逐日玉米产量气象影响指数[J]. 应用气象学报,2022,33(3):364 – 374.
LIU Wei, SONG Yingbo. A daily meteorological impact index of maize yield based on weather elements[J]. Journal of Applied Meteorological Science,2022,33(3):364 – 374. (in Chinese)

[26] SHAFIQ I, HUSSAIN S, RAZA M A, et al. Crop photosynthetic response to light quality and light intensity[J]. Journal of Integrative Agriculture,2021,20(1):4 – 23.

[27] WANG Haimiao, HUANG Li, YANG Pan,et al. Short-term soil water logging improves cotton tolerance to high temperature by triggering antioxidant defence system in cotton seedlings[J]. Journal of Agronomy & Crop Science,2024,210(4):e12713.

[28] TAN Ling, LIU Qiao, XIA Jingming. Deep learning based correction of ECMWF forecast products with fusion of DEM and FY – 4A data[J]. Acta Meteorologica Sinica,2024,82(4):539 – 553.

[29] PARTRIDGE T, JONATHAN M, ANTHONY D, et al. Cross-scale evaluation of dynamic crop growth in WRF and Noah – MP – Crop[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2021,296:108217

[30] 董文彪,冯文哲,屈萌钰,等. 未来气候变化对黄淮海冬小麦-夏玉米轮作系统生产力影响[J]. 农业机械学报,2024,55(11):429 – 445.
DONG Wenbiao, FENG Wenzhe, QU Mengyu, et al. Influences of climate change on productivity of winter wheat and summer maize rotation system in Huang – Huai – Hai plain[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(11):429 – 445. (in Chinese)

[31] YU Lingxue, LIU Ye, LIU Tingxiang, et al. Coupling localized Noah – MP – Crop model with the WRF model improved dynamic crop growth simulation across Northeast China[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,201:107323.

[32] EGBAL E, ALINIAEIFARD S, MEHRJERDI M Z, et al. Growth, phytochemical, and phytohormonal responses of basil to different light durations and intensities under constant daily light integral[J]. BMC Plant Biology,2024,24(1):935.