

# 基于遗传算法的二维土壤水与作物生长耦合模拟模型构建和参数优化

张芳旭<sup>1,2</sup> 王军<sup>2</sup> 韩宇平<sup>1</sup> 贾冬冬<sup>1</sup> 李久生<sup>2</sup>

(1. 华北水利水电大学水资源学院, 郑州 450046;

2. 中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室, 北京 100048)

**摘要:** 为快速准确地估算滴灌条件下土壤-作物系统模型参数, 基于二维土壤水与作物生长模拟模型(SWNCM-2D)耦合遗传算法(GA), 建立了滴灌条件下土壤水力学参数与作物生长参数的优化模型, 以土壤含水率和作物干物质质量实测值与模拟值之间的标准均方根误差最小为优化目标, 利用新疆地区棉花滴灌试验不同灌水量处理下的土壤含水率和作物生长动态及产量观测数据, 优化求解土壤水力学参数与作物生长参数, 并应用优化后的模型参数开展不同滴灌灌溉管理措施下的棉花产量与水分生产力预测。结果表明: 耦合GA的SWNCM-2D模型参数优化结果较好, 不同土层土壤含水率模拟值与实测值之间均方根误差(RMSE)、标准均方根误差(nRMSE)和一致性指数( $d$ )分别为0.009 5~0.037 0  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ 、5%~27%和0.651 8~0.964 2, 干物质累积量和LAI的nRMSE分别为8%~17%和6.2%~23.0%,  $d$ 均高于0.97。棉花皮棉产量随灌水量增大而增大, 水分生产力随灌水量增大而减小; 皮棉产量随灌水间隔增大而减小, 水分生产力随灌水间隔增大先增大后减小; 说明基于优化参数的全生育期土壤水分动态变化与作物生长过程的模拟较为准确。综合考虑棉花产量和水分生产力, 推荐该地区适宜的灌溉制度为灌水间隔7 d和灌水量120%  $\text{ET}_c$  (作物需水量)组合。

**关键词:** SWNCM-2D; 耦合模型; 参数优化; 产量预测; 遗传算法

中图分类号: S271

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)12-0392-12

OSID:



## Developing and Parameter Optimization of Two-dimensional Soil Water Transport and Crop Growth Coupling Model Based on Genetic Algorithm

ZHANG Fangxu<sup>1,2</sup> WANG Jun<sup>2</sup> HAN Yuping<sup>1</sup> JIA Dongdong<sup>1</sup> LI Jiusheng<sup>2</sup>

(1. College of Water Resources, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China

2. State Key Laboratory of Simulation and Regulation of Water Cycle in River Basin,

China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100048, China)

**Abstract:** To efficiently and accurately estimate the model parameters of the soil-crop system under drip irrigation conditions, a genetic algorithm (GA) was integrated with the two-dimensional soil water and crop growth simulation model (SWNCM-2D) to establish an optimization model for soil hydraulic parameters and crop growth parameters under drip irrigation conditions. The objective was to minimize the standard root-mean-square error (RMSE) between the measured and simulated soil water contents as well as crop dry matter quality. By utilizing observed data on soil water content, crop growth dynamics, and yield under drip irrigation treatment in southern Xinjiang, the soil hydraulic parameters and crop growth parameters were optimized by using the SWNCM-2D model coupled with GA. These optimized model parameters were then utilized to predict cotton yield and water productivity under various drip irrigation management scenarios. The results demonstrated that parameter optimization using the SWNCM-2D model coupled with GA yielded favorable outcomes. The RMSE, nRMSE and  $d$  values between simulated and measured soil water contents in different layers ranged from 0.009 5  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$  to 0.037 0  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ , 5% to 27%, and 0.651 8 to 0.964 2 respectively; while nRMSE for dry matter accumulation and LAI

收稿日期: 2024-01-18 修回日期: 2024-04-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(52179055)、兵团科技项目(2022DB020)和科技兴蒙专项(NMKJXM202105、NMKJXM202301)

作者简介: 张芳旭(1998—),男,硕士生,主要从事节水灌溉理论与技术研究, E-mail: 2434716264@qq.com

通信作者: 王军(1984—),男,正高级工程师,博士,主要从事节水灌溉理论与技术研究, E-mail: junwangcau@iwhr.com

were within the range of 8% ~ 17% and 6.2% ~ 23.0% ,  $d$  all exceeded 0.97 threshold value. Cotton lint yield was increased with the increase of irrigation levels while water productivity was decreased accordingly; lint yield was decreased as irrigation intervals lengthened whereas water productivity was initially increased before declining with longer intervals. In conclusion, simulations based on optimized parameters provided accurate representation of dynamic changes in soil moisture throughout the entire growth period along with precise depiction of crop development processes. Considering cotton yield alongside water productivity, the recommended irrigation regime for this region was a watering interval of 7 days at a rate of 120%  $ET_c$ .

**Key words:** SWNCM-2D; coupling model; parameter optimization; yield prediction; genetic algorithm

## 0 引言

土壤-作物模型在作物估产、水肥优化管理和区域农业生产决策等方面应用非常广泛<sup>[1]</sup>。基于动力学基础的农业生产系统模型能描述光合作用、干物质分配、土壤水分及物质运移等众多生物、物理过程,模型方程较多,非线性效应明显。同时,加上土壤和作物之间响应关系时空变异性强、不确定性大,这使得手动试错法率定土壤-作物模型参数十分困难。因此,快速高效地进行参数率定是土壤-作物模型有效应用的关键。

智能算法的出现及发展为土壤-作物模型的参数率定提供了有效途径。房全孝<sup>[2]</sup>利用 PEST (Parameter estimation) 优化了一维根区水质模型 (RZWQM) 土壤水分运动和作物生长参数,相比传统试错法,参数优化效率明显提高。遗传算法 (GA) 是一种优化和启发式搜索技术,选择合理的结构、参数及迭代次数,可达到全局最优解,目前已成功应用于一维土壤水力特征参数和作物模型参数优化。杨坤等<sup>[3]</sup>和任长江等<sup>[4]</sup>基于遗传算法,分别建立了土壤水分运动参数和非饱和带溶质运移参数的优化计算模型。徐旭等<sup>[5]</sup>耦合遗传算法与农田水文模型 SWAP,优化了土壤水力参数和溶质运移参数。SOUNDHARAJAN 等<sup>[6]</sup>和 VAZQUEZ-CRUZ 等<sup>[7]</sup>利用遗传算法分别率定了温室番茄模型 (TOMGRO) 和水稻生长模型 (ORYZA) 作物参数。GUO 等<sup>[8]</sup>基于精英遗传算法校准了 AquaCrop 模型参数,并评估了智能算法和手动试错法之间的差异,指出遗传算法在参数全局优化速度和精度方面更具优势。

目前,二维土壤水分与溶质运移模型大多已实现自动调参功能。张吉孝等<sup>[9]</sup>基于室内沟灌土壤入渗试验观测点含水率数据,利用 HYDRUS-2D 和 RETC<sup>[10]</sup> (RETention curve) 软件优化了土壤水力特征参数。俞明涛等<sup>[11]</sup>利用 HYDRUS-2D 软件结合 Marquardt-Levenberg 优化算法对土壤水力特征参数进行反演。近年来,二维土壤水-溶质运移模型与作物生长模型嵌入式耦合已成为新的发展方向,涉

及参数更多,率定更加复杂。WANG 等<sup>[12]</sup>耦合 CHAIN\_2D 模型中的二维土壤水分运动方程、EPIC 模型作物生长模块以及改进的二维根系吸水模型等构建了二维土壤水与作物生长耦合模拟模型 (SWNCM-2D),并利用模型分别研究了新疆地区膜下滴灌棉花产量和水分生产率对灌水量的响应<sup>[13]</sup>以及滴灌灌水均匀系数对棉花产量的影响<sup>[14]</sup>。朱焱等<sup>[15]</sup>实现了 EPIC 作物生长子模块与 Nitrogen2D 模型的耦合,模型可计算二维土壤水分运动、氮素迁移转化和作物生长过程。由于缺少智能优化算法模块,上述模型参数率定过程多采用手动试错法<sup>[14]</sup>。该方法不仅耗时,模拟精度也不高。LIU 等<sup>[16]</sup>编写外部程序耦合 HYDRUS-2D 和 SWAP 作物生长模型,构建了 H2DSWAP 模型,并采用 PEST 程序和试错法分别率定土壤水力参数和作物生长参数,实现了模型部分参数的快速高效优化。但由于其无法同时优化土壤水力特征参数和作物模型参数,参数优化精度有待进一步提高。

本研究利用二维土壤水与作物生长耦合模型,嵌入式耦合遗传算法,构建基于遗传算法的二维土壤水与作物生长耦合模型,利用滴灌田间试验数据同时优化模型土壤水力特征参数和作物生长模型参数,以实现模型的自动调参功能,提高滴灌等条件下土壤水分运移与作物生长的模拟精度与模拟效率,为土壤-作物模型的大规模应用提供技术支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 田间试验

棉花滴灌田间试验于 2018 年 4—10 月和 2019 年 4—10 月在新疆生产建设兵团第一师水利局水土保持试验站 (40°37'22"N, 81°11'43"E, 海拔 1 017 m) 进行<sup>[17]</sup>。在棉花生长季试验区 0 ~ 100 cm 土层为砂壤土,土壤容重为 1.44 ~ 1.54 g/cm<sup>3</sup>,田间持水率为 0.21 ~ 0.24 cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>。试验作物为早中熟棉品种“新陆中 46 号”,采用 1 膜 2 管 6 行的膜下滴灌方式 (图 1),滴灌带布置在距边行棉花 15 cm 处,覆膜宽 200 cm,南北方向种植,株距为 10 cm。滴灌带直径

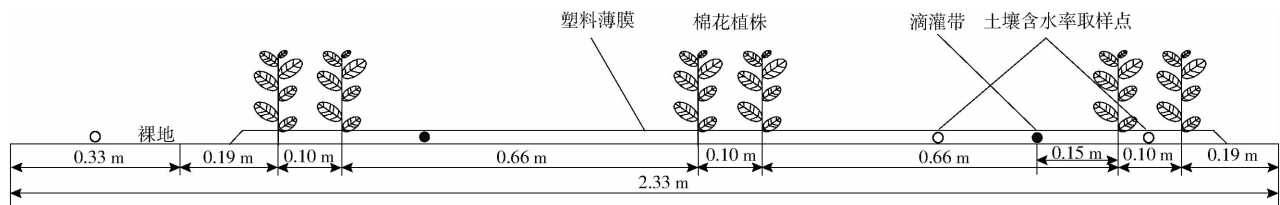


图1 种植模式及土壤含水率取样点

Fig. 1 Planting pattern and soil water sampling point

为 16 mm,滴头流量为 3.0 L/h,滴头间距为 20 cm,灌水时间间隔为 6 ~ 11 d。分别在边行两株棉花中间处、两膜之间的裸地中央处设置土壤水分取样点。试验共设置 4 个灌水处理,分别为 2018 年的 I1 (75%  $ET_c$  (作物需水量))、I2 (100%  $ET_c$ )、I3 (125%  $ET_c$ ) 和 2019 年的 I2 (100%  $ET_c$ )、I3 (125%  $ET_c$ )、I4 (150%  $ET_c$ ),所有处理施氮量均为 255 kg/hm<sup>2</sup>。采用 2019 年 125%  $ET_c$  灌水量处理 (I3 处理) 的土壤含水率、干物质累积量、叶面积指数 (LAI) 和产量数据进行模型参数优化,采用 2018 年和 2019 年其他处理验证优化的土壤含水率、作物生长相关参数。试验观测方法见文献 [17]。2018 年和 2019 年棉花生育期内灌水量、降雨量及作物腾发量 ( $ET_0$ ) 如图 2 所示。

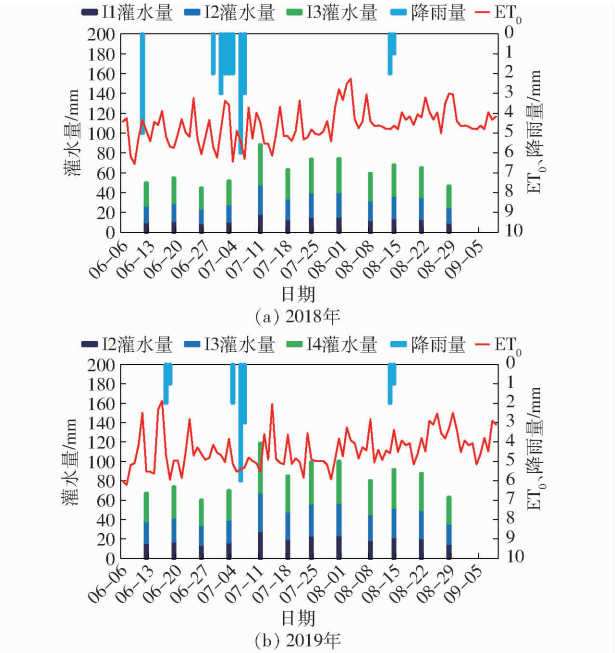


图2 2018 年和 2019 年灌水量、降雨量及  $ET_0$

Fig. 2 Irrigation, rainfall and  $ET_0$  for 2018 and 2019

1.2 二维土壤水与作物生长耦合模型

二维土壤水与作物生长耦合模型 (SWNCM - 2D) 主要用于模拟滴灌或沟灌等灌溉方法下土壤水分时空动态变化及作物生长情况。模型共包括 4 个模块,分别为气象模块、土壤水分运动模块、作物生长模块和土壤温度模拟模块。土壤水分运动模块和作物生长模块通过改进的二维根系吸水模型相耦

合<sup>[12]</sup>。

土壤水分运动采用二维 Richards 方程描述为

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left( K(h) \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left( K(h) \frac{\partial h}{\partial z} \right) + \frac{\partial K(h)}{\partial z} - S(x, z, h, h_{\varphi}) \quad (1)$$

其中  $S(x, z, h, h_{\varphi}) = \alpha(x, z, h, h_{\varphi}) b(x, z) L_i T_p$  (2)

$$T_p / ET_p(t) = 1 - \exp(-\eta LAI) \quad (3)$$

式中  $x$ ——横坐标, cm

$z$ ——纵坐标, 取向上为正方向, cm

$t$ ——模拟时间, d

$\theta$ ——土壤体积含水率, cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>

$h$ ——压力水头, cm

$K(h)$ ——非饱和导水率, cm/d

$S(x, z, h, h_{\varphi})$ ——作物根系吸水源汇项<sup>[18-19]</sup>, d

$\alpha(x, z, h, h_{\varphi})$ ——土壤水分和渗透胁迫响应系数

$b(x, z)$ ——归一化根系吸水空间分布, cm<sup>-2</sup>

$L_i$ ——与大气边界相关的土壤表面宽度, cm

$T_p$ ——作物潜在蒸腾速率<sup>[20]</sup>, cm/d

$ET_p(t)$ ——作物蒸发蒸腾速率, cm/d

$\eta$ ——消光系数, 取 0.58<sup>[21]</sup>

$LAI$ ——棉花叶面积指数

作物叶面积指数 (LAI) 计算式为<sup>[22]</sup>

$$LAI_i = LAI_{i-1} + \Delta LAI \quad (4)$$

其中  $\Delta LAI = \Delta HUF LAI_{\max} (1 - \exp(5(LAI_{i-1} - LAI_{\max}))) \sqrt{REG_i}$  (5)

式中  $LAI_i$ ——第  $i$  天叶面积指数

$LAI_{\max}$ ——棉花最大叶面积指数

$\Delta HUF$ ——热量单元因子

$REG_i$ ——最小作物胁迫因子值

热量单元因子计算式为

$$HUF_i = \frac{HUI_i}{HUI_i + \exp(b_1 - b_2(HUI_i))} \quad (6)$$

$$HUI_i = \frac{\sum_{k=1}^i HU_k}{PHU} \quad (7)$$

其中  $b_1, b_2$ ——作物参数

$HUI_i$ ——第  $i$  天热量单元系数<sup>[23]</sup>, 在播种时为 0, 至生理成熟期为 1  
 $HU_k$ ——第  $k$  天热量单元值,  $^{\circ}\text{C}$   
 $PHU$ ——作物成熟所需最大热量单元值,  $^{\circ}\text{C}$   
从叶面积开始下降到生长期结束, LAI 计算式为

$$LAI_i = LAI_0 \left( \frac{1 - HUI_i}{1 - HUI_0} \right)^a \tag{8}$$

式中  $LAI_0$ ——初始叶面积指数  
 $HUI_0$ ——初始热量单元系数  
 $a$ ——决定作物 LAI 衰减速率的参数  
作物生物量计算式为

$$\Delta B = \Delta B_p R \tag{9}$$

$$\Delta B_{p,i} = B_i PAR_i \tag{10}$$

$$PAR_i = 0.5 R_{ai} (1 - \exp(-0.65 LAI_i)) \tag{11}$$

式中  $\Delta B$ ——实际生物量,  $\text{kg}/\text{hm}^2$   
 $\Delta B_p$ ——潜在生物量,  $\text{kg}/\text{hm}^2$   
 $R$ ——环境影响因子, 为水分和温度胁迫的最小值  
 $\Delta B_{p,i}$ ——逐日生物量潜在增长量,  $\text{kg}/\text{hm}^2$ , 采用 Monteith 方法计算某一天生物量最大值<sup>[22]</sup>  
 $B_i$ ——作物将能量转换为生物量的转换因子,  $(\text{kg}/\text{hm}^2)/(\text{MJ}/\text{m}^2)$   
 $PAR_i$ ——作物截获的光合有效辐射,  $\text{MJ}/\text{m}^2$   
 $R_{ai}$ ——太阳辐射,  $\text{MJ}/\text{m}$   
其中 0.65 为窄行距作物消光系数。

水分胁迫系数可表示为

$$WS = \frac{T_a}{T_p} \tag{12}$$

式中  $WS$ ——水分胁迫系数  
 $T_p$ ——作物潜在蒸腾速率,  $\text{mm}/\text{d}$   
 $T_a$ ——作物实际蒸腾速率,  $\text{mm}/\text{d}$   
温度胁迫因子计算式为

$$TS = \sin \left( \frac{\pi}{2} \frac{T - T_b}{T_o - T_b} \right) \tag{13}$$
  
( $0 \leq TS \leq 1$ )

式中  $TS$ ——植株温度胁迫因子  
 $T$ ——日平均气温,  $^{\circ}\text{C}$   
 $T_o$ ——作物生长最佳温度,  $^{\circ}\text{C}$   
 $T_b$ ——作物生长基础(最低)温度,  $^{\circ}\text{C}$

1.3 模型耦合与参数优化方法

遗传算法 (Genetic algorithm, GA)<sup>[24]</sup> 是借鉴生物界遗传和进化过程而建立的一种自适应全局优化概率搜索算法。本研究使用的 GA 程序在 Carroll 编写的 Fortran 程序<sup>[25]</sup> 基础上改进得到。该程序除包括选择、交叉、突变基本算子外, 还包括小生境技术、精英保留策略、Micro - GA、蠕式突变, 同时引入了子体优生策略以提高 GA 计算效率。  
采用完全嵌套方式紧密耦合<sup>[26]</sup> SWNCM - 2D 和 GA, 程序使用 Fortran 语言进行编译, 模型耦合计算流程如图 3 所示。从图 3 可以看出, 耦合模型运行过程如下: 首先, 启动 GA, 在设定的参数范围内

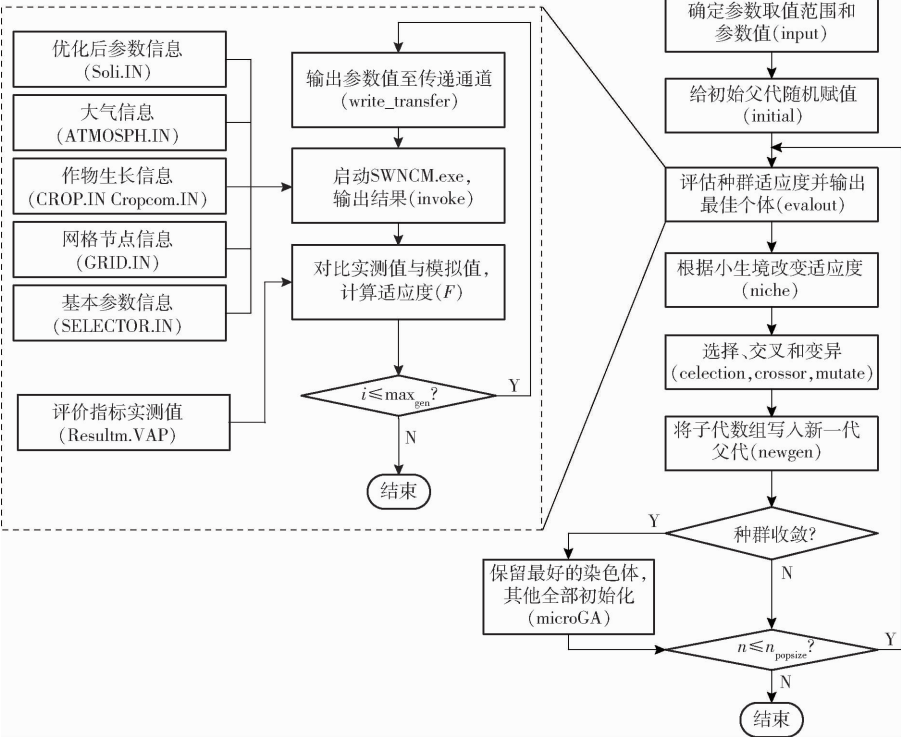


图 3 SWNCM - 2D 与 GA 耦合计算流程图

Fig. 3 Coupling calculation flowchart of SWNCM - 2D and GA

随机选取一组参数作为初始值,生成初始参数群体;使用初始参数运行 SWNCM-2D 程序,生成可读取的初代模拟值输出文件,包括土壤含水率、叶面积指数、产量和干物质累积量等模拟值;返回至 GA 程序,提取当前参数下的模拟结果以及实测值数据,计算当代个体适应度并作出适应度评价,以进化生成新的子代;然后,再次调用 SWNCM-2D 读入新的子代群体参数,并计算下一代适应度评价结果;反复执行上述过程,直至达到预设最大进化代数或误差收敛标准。

在遗传算法中,以适应度来确定该个体被遗传到下一代群体中的概率,个体适应度越大,该个体被遗传到下一代的概率越大。本研究中遗传算法采用选择算子开展群体中个体的优胜劣汰操作<sup>[27]</sup>,概率计算式为

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^M F_i} \tag{14}$$

式中  $P_i$ ——个体  $i$  被选择的概率  
 $F_i$ ——个体  $i$  适应度  
 $M$ ——样本种群总量

比例选择算子的具体执行过程为:先计算出群体中所有个体适应度的总和。其次计算出每个个体的相对适应度,即各个体被遗传到下一代群体中的概率。利用土壤含水率( $\theta_i$ )和作物生长指标模拟值与实测值的标准均方根误差(nRMSE)的倒数作为适应度函数。

遗传算法参数设定为:最大进化代数 100,种群规模 10,突变概率 0.1,交叉概率 0.5,为均匀交叉,目标函数权重系数  $etha(1)$ 、 $etha(2)$  分别为 0.5、0.5。

1.4 模型初始和边界条件

根据田间试验滴灌带布设和棉花种植模式,考虑到滴灌系统布置的对称性以及试验取样观测深度,模拟区域设置如图 4 所示。根据土壤剖面取样和土壤性质,土壤分为 0~20 cm、20~60 cm 和 60~100 cm 等 3 层。模拟区域的上边界裸地部分设置为大气边界(17 cm),滴头周围饱和区域部分设置为变通量边界(40 cm),其余覆膜部分设置为零通量边界。下边界均设为自由排水边界,左、右边界均设为零通量边界<sup>[28]</sup>。

模拟区域内不同土层土壤含水率初始值设置为 2019 年 6 月 5 日观测数据。为避免上边界处土壤水势梯度变化剧烈导致计算不收敛,在土壤表面设置相对较小网格(3 cm),底部设置较大网格(5 cm)。土壤水分的试验观测点如图 4 所示。

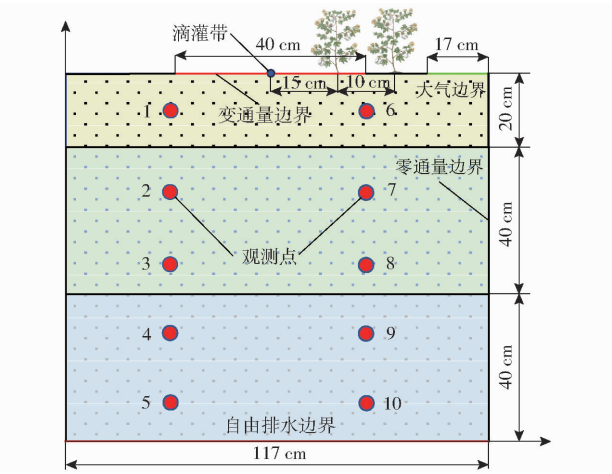


图 4 模型模拟区域、边界条件及观测点示意图  
Fig.4 Model simulation area, boundary conditions and observation point schematic

1.5 参数敏感性分析

在遗传算法优化参数之前,应首先对模型参数进行敏感性分析,提高模型参数优化效率和准确性。徐旭等<sup>[5]</sup>和王军<sup>[29]</sup>逐一对各假定参数设置不同的乘积因子,分析各参数对土壤含水率和总耗水量(TWU)的敏感度,结果显示土壤水力学参数中饱和含水率 $\theta_s$ 、土壤水分特征曲线经验参数 $\alpha$ 和 $n$ 对 TWU 影响较大,土壤含水率对饱和导水率 $K_s$ 和残留含水率 $\theta_r$ 敏感性较强。作物模型参数中作物生长最低温度 $T_b$ 、作物生长最佳温度 $T_o$ 、作物成熟所需最大热量单元值 $PHU$ 和最大叶面积指数 $LAI_{max}$ 是影响 TWU 的主要参数。拟优化参数如表 1 所示。

表 1 SWNCM-2D 模型拟优化参数  
Tab.1 Parameters to be analyzed in SWNCM-2D model

| 类别     | 参数                                                                                 | 取值范围          |
|--------|------------------------------------------------------------------------------------|---------------|
| 土壤     | 残留含水率 $\theta_{A1}, \theta_{A2}, \theta_{A3} / (\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3})$ | 0.01 ~ 0.09   |
|        | 饱和含水率 $\theta_{s1}, \theta_{s2}, \theta_{s3} / (\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3})$ | 0.30 ~ 0.60   |
|        | 水力参数 饱和导水率 $K_{s1}, K_{s2}, K_{s3} / (\text{cm} \cdot \text{d}^{-1})$              | 5 ~ 90        |
| 参数     | 土壤水分特征曲线经验形状参数 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$                                      | 0.005 ~ 0.02  |
|        | 土壤水分特征曲线经验形状参数 $n_1, n_2, n_3$                                                     | 1.0 ~ 3.0     |
| 作物生长参数 | 作物生长最低温度 $T_b / ^\circ\text{C}$                                                    | 5 ~ 15        |
|        | 作物生长最佳温度 $T_o / ^\circ\text{C}$                                                    | 20 ~ 30       |
|        | 最大叶面积指数 $LAI_{max}$                                                                | 2 ~ 6         |
|        | 作物成熟所需最大热量单元值 $PHU / ^\circ\text{C}$                                               | 1 000 ~ 2 000 |

注:土壤水力参数中下标 1、2、3 表示土壤层号。

1.6 评价方法

采用 2019 年 125%  $ET_c$  灌水量处理(I3 处理)的土壤含水率、干物质累积量、LAI 和产量数据进行模型参数优化,采用 2018 年和 2019 年其他处理验证优化的土壤含水率、作物生长参数,并利用均方根误差(RMSE)、标准均方根误差(nRMSE)和一致性指



数( $d$ )作为评价指标。

为了进一步评价耦合遗传算法的二维土壤水与作物生长模拟模型的稳定性和优化参数可靠性,设置 4 个灌水间隔,分别为 5、7、10、15 d;8 个灌水量水平,为 60%  $ET_c$ 、80%  $ET_c$ 、100%  $ET_c$ 、120%  $ET_c$ 、140%  $ET_c$ 、160%  $ET_c$ 、180%  $ET_c$ 、200%  $ET_c$ 。模拟分析不同灌水情景下作物产量及水分生产力的差异,提出较优的灌溉管理制度。水分生产力利用 PEREIRA 等<sup>[30]</sup>提出的公式进行计算,计算式为

$$WP = \frac{Y}{ET_a} \tag{15}$$

其中  $ET_a = I + P_e - \Delta W$  (16)

式中  $WP$ ——水分生产力,kg/(hm<sup>2</sup>·mm)

$Y$ ——皮棉产量,kg/hm<sup>2</sup>

$ET_a$ ——作物耗水量,mm

$I$ ——灌水量,mm

$P_e$ ——有效降雨量,mm

$\Delta W$ ——0 ~ 100 cm 土壤水分变化量,mm

## 2 结果与分析

### 2.1 模型参数优化

采用 2019 年 I3 处理行间位置(观测点 1 ~ 5)与株间位置(观测点 6 ~ 10)0 ~ 100 cm 土层土壤含水量率定模型参数。2019 年棉花生育期 0 ~ 100 cm 土层土壤含水量率模拟值和实测值之间的差异如图 5 所示。从图 5 可看出,表层 0 ~ 20 cm 土壤含水量率模拟值和实测值数据吻合程度较差,主要是因为灌水、降雨、蒸发等环境因素对表层土壤含水量影响较大。20 ~ 100 cm 土层土壤含水量率模拟值与实测值吻合程度较高。不同土层土壤含水量率模拟值与实测值之间 RMSE、nRMSE 和  $d$  分别为 0.013 6 ~ 0.034 6 cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>、6.85% ~ 22.43% 和 0.651 8 ~ 0.902 6。上述结果说明模型参数优化结果较好,基于遗传算法优化的土壤水力学特征参数见表 2。

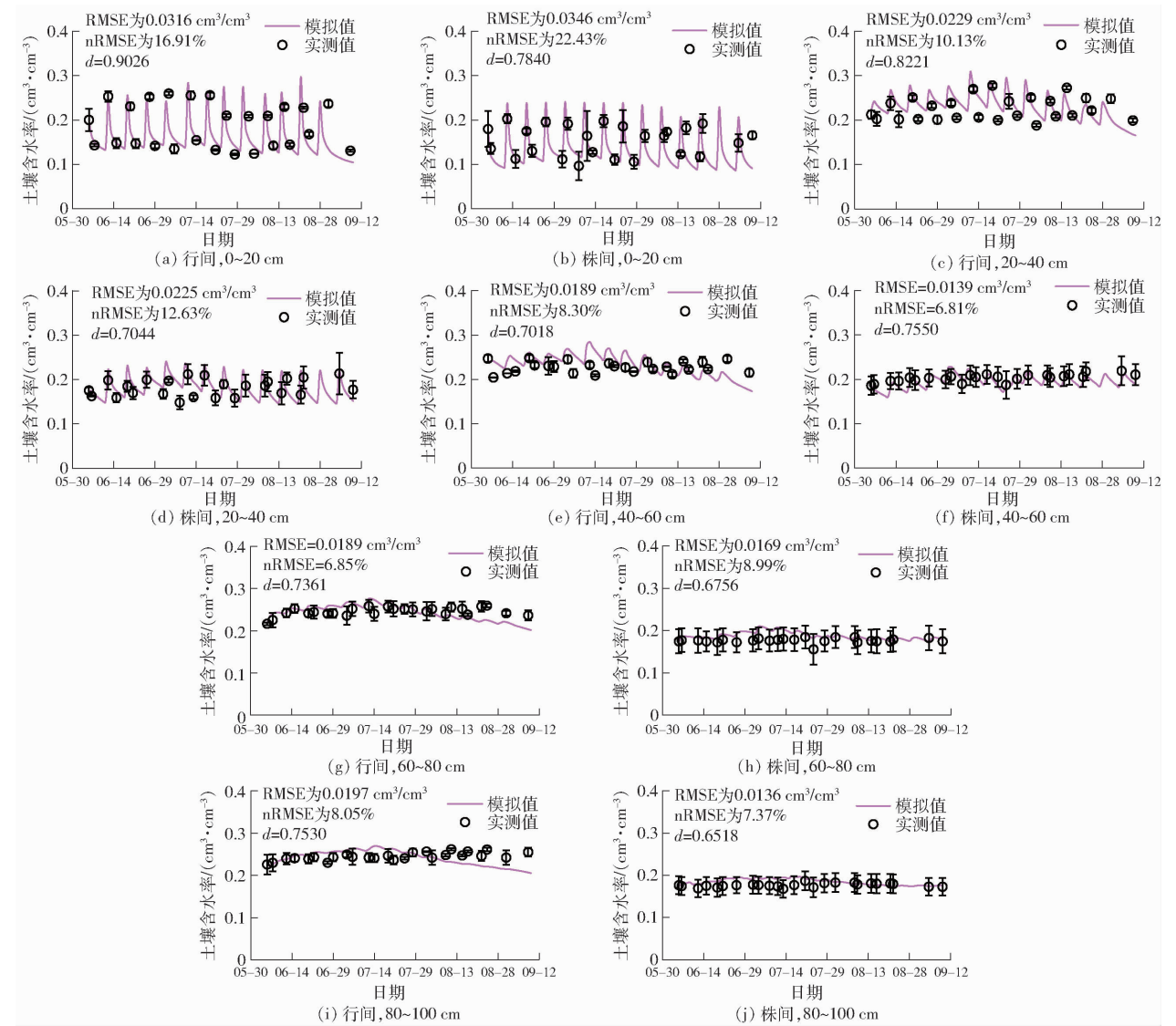


图 5 2019 年 I3 处理 0 ~ 100 cm 土层土壤含水量率模拟值和实测值比较

Fig. 5 Comparison of simulated and measured soil water contents in 0 ~ 100 cm soil layer of I3 in 2019

表 2 土壤水力特征参数优化结果

| Tab.2 Optimized soil hydraulic parameters |                                                        |                                                        |          |      |                                                |
|-------------------------------------------|--------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|----------|------|------------------------------------------------|
| 土壤深度/<br>mm                               | $\theta_r$ /<br>( $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ ) | $\theta_s$ /<br>( $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ ) | $\alpha$ | $n$  | $K_s$ /<br>( $\text{cm} \cdot \text{d}^{-1}$ ) |
| 0 ~ 20                                    | 0.043 5                                                | 0.384 9                                                | 0.013    | 1.89 | 67.19                                          |
| 20 ~ 60                                   | 0.049 3                                                | 0.472 0                                                | 0.009    | 2.01 | 53.11                                          |
| 60 ~ 100                                  | 0.044 5                                                | 0.461 9                                                | 0.010    | 1.73 | 13.04                                          |

2019 年 I3 处理生育期内干物质质量和叶面积指数模拟值和实测值之间的差异如图 6 所示。从图 6 可看出,模拟值和实测值吻合较好,干物质累积量和 LAI 的 RMSE 分别为 1 655 kg/hm<sup>2</sup> 和 0.134 9, nRMSE 分别为 15.42% 和 6.20%。同时,干物质累积量和 LAI 的一致性指数  $d$  分别为 0.990 3 和 0.994 2。

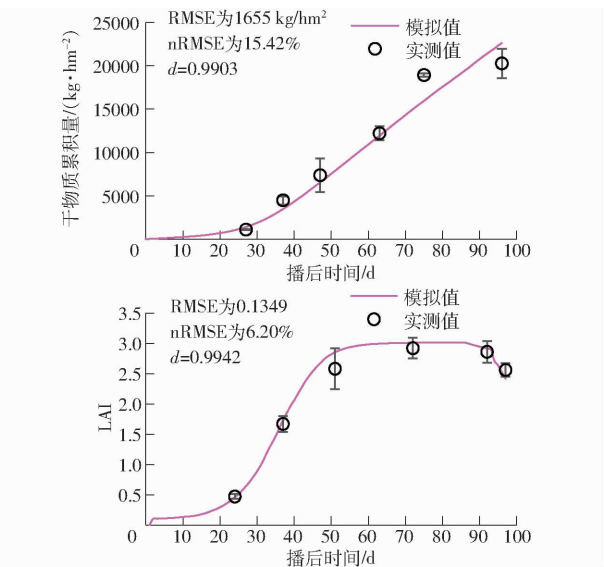


图 6 2019 年 I3 处理干物质累积量和叶面积指数模拟值与实测值比较

Fig.6 Comparison of simulated and measured dry matter accumulation and leaf area index of I3 treatment in 2019

2019 年 I3 处理皮棉产量和耗水量模拟值和实测值对比如表 3 所示。由表 3 可以看出,皮棉产量模拟值比实测值高 1%,耗水量模拟值比实测值高 4%,均低于实测值的标准差。这表明模型模拟效果较好<sup>[31]</sup>,作物模型参数得到较好的率定,基于遗传算法优化的作物生长模型参数见表 4。

表 3 I3 处理皮棉产量及耗水量实测值与模拟值  
Tab.3 I3 measured and simulated values of lint yield and water consumption

| 参数 | 皮棉产量/( $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ) |       | 耗水量/mm   |     |
|----|-------------------------------------------|-------|----------|-----|
|    | 实测值                                       | 模拟值   | 实测值      | 模拟值 |
| 数值 | 3 280 ± 600                               | 3 302 | 433 ± 31 | 450 |

2.2 模型优化参数验证

为验证优化后的参数合理性、可靠性和稳定性,

表 4 作物生长模型优化参数

| Tab.4 Optimized crop growth model parameters |          |          |             |          |
|----------------------------------------------|----------|----------|-------------|----------|
| 参数                                           | $T_o$ /℃ | $T_b$ /℃ | $LAI_{max}$ | $PHU$ /℃ |
| 优化值                                          | 11.92    | 25.21    | 4.42        | 1 453.76 |

选择不同年份不同灌水量处理,即 2018 年 I1 (75%  $ET_c$ )、I2 (100%  $ET_c$ ) 和 I3 (125%  $ET_c$ ) 处理,以及 2019 年 I2 (100%  $ET_c$ ) 和 I4 (150%  $ET_c$ ) 处理,进一步校核模型优化参数。2018 年和 2019 年各处理生育期内不同土层土壤含水率模拟值和实测值之间的差异如图 7 所示。2018 年各处理 0 ~ 100 cm 土层土壤含水率模拟值与实测值之间 RMSE、nRMSE 和  $d$  分别为 0.016 ~ 0.037  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ 、10% ~ 27% 和 0.851 9 ~ 0.964 2。2019 年各处理 0 ~ 100 cm 土层土壤含水率模拟值与实测值之间 RMSE、nRMSE 和  $d$  分别为 0.009 5 ~ 0.034 9  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ 、5% ~ 22% 和 0.714 1 ~ 0.865 2。验证结果表明,2019 年部分处理表层土壤含水率 nRMSE 略高于 20%。这可能是由于只采用了距滴灌带两侧约 20 cm 处的观测点数据模型优化土壤水力特征参数,导致表层含水率模拟值与实测值吻合程度不理想。

各处理皮棉产量和耗水量模拟值和实测值对比如表 5 所示。2018 年 I1 处理皮棉产量模拟值比实测值低 11%,I2 处理皮棉产量模拟值比实测值高 5%;I1 处理耗水量模拟值比实测值低 3%,I2 和 I3 处理耗水量模拟值比实测值分别高 5% 和 1%,均低于实测值的标准差。2018 年 I1、I2 和 I3 处理生育期内干物质累积量和 LAI 模拟值和实测值之间的差异如图 8 所示。I1、I2 和 I3 处理干物质累积量和 LAI 的 nRMSE 分别为 14% ~ 17% 和 13% ~ 23%,一致性指数  $d$  分别为 0.973 1 ~ 0.983 3 和 0.977 0 ~ 0.993 6。

2019 年 I2 和 I4 处理生育期内叶面积指数模拟值和实测值之间的差异如图 9 所示。I2 处理干物质累积量和 LAI 的 nRMSE 分别为 8% 和 11%,一致性指数  $d$  分别为 0.989 5 和 0.995 6。I4 处理干物质累积量和 LAI 的 nRMSE 分别为 9% 和 10%,一致性指数  $d$  分别为 0.995 6 和 0.996 2。I2 和 I4 处理皮棉产量和耗水量模拟值和实测值对比如表 5 所示。2019 年 I2 和 I4 处理皮棉产量模拟值比实测值分别高 1% 和 2%,耗水量模拟值比实测值分别高 9% 和 4%,均低于实测值的标准差。上述结果表明,优化的模型参数可用于模拟不同灌水情景下的棉花产量与耗水量<sup>[13]</sup>。

2.3 灌水间隔与灌水量对作物产量的影响

为进一步验证基于 GA 优化参数的 SWNCM - 2D 模型在二维条件下土壤水分运移与作物产量的

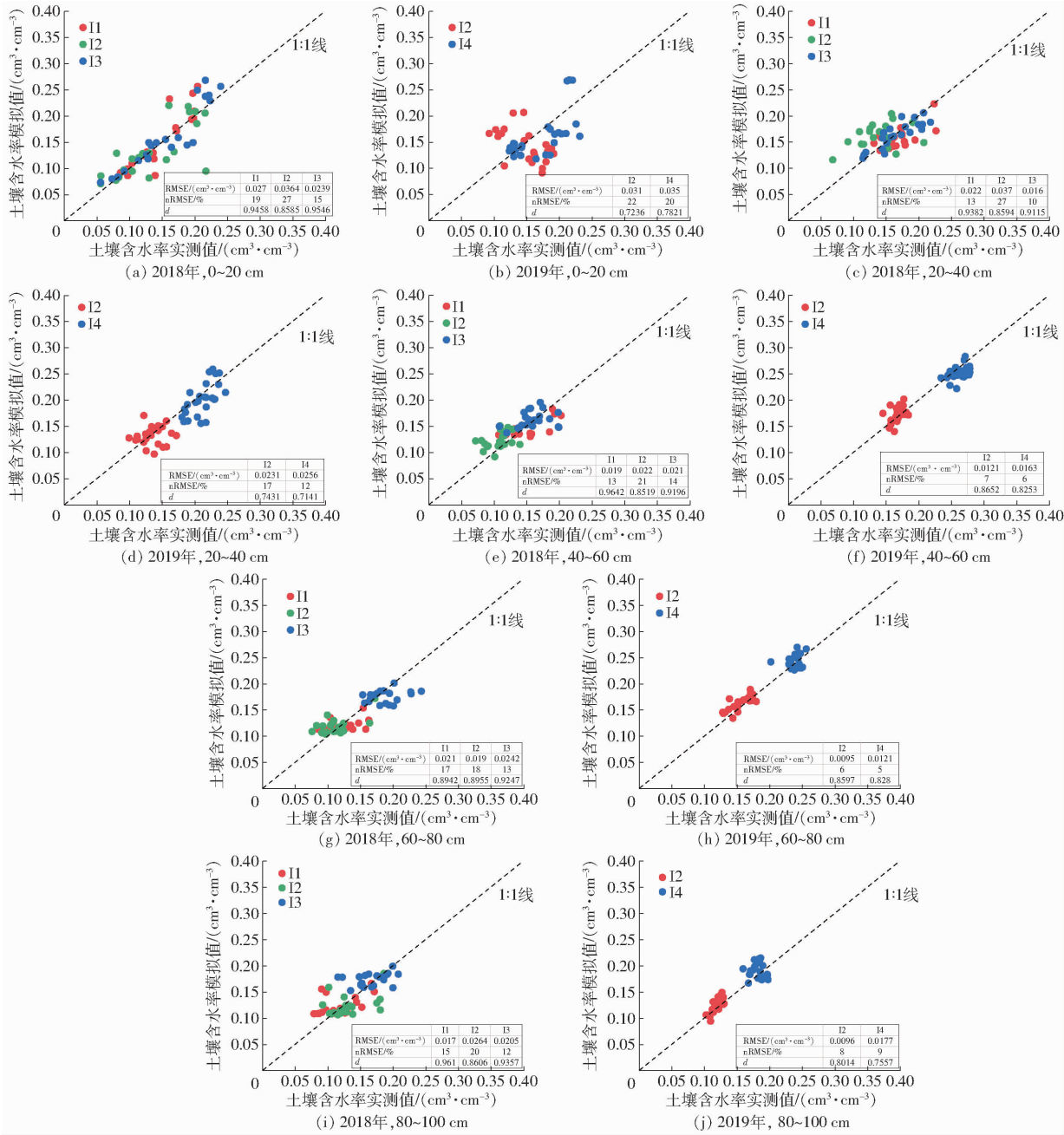


图 7 2018 年和 2019 年各处理 0 ~ 100 cm 土层土壤含水率模拟值和实测值比较

Fig. 7 Comparison of simulated and measured soil water contents in 0 ~ 100 cm soil layer in 2018 and 2019

表 5 2018 年和 2019 年各处理皮棉产量及耗水量  
实测值与模拟值

Tab.5 Measured and simulated values of lint yield  
and water consumption in 2018 and 2019

| 年份   | 处理 | 皮棉产量/(kg·hm <sup>-2</sup> ) |       | 耗水量/mm   |     |
|------|----|-----------------------------|-------|----------|-----|
|      |    | 实测值                         | 模拟值   | 实测值      | 模拟值 |
| 2018 | I1 | 3 581 ± 398                 | 3 201 | 363 ± 21 | 351 |
|      | I2 | 3 789 ± 321                 | 3 961 | 426 ± 19 | 449 |
|      | I3 | 4 334 ± 799                 | 4 322 | 491 ± 13 | 503 |
| 2019 | I2 | 3 062 ± 68                  | 3 104 | 356 ± 32 | 386 |
|      | I4 | 3 440 ± 325                 | 3 492 | 515 ± 32 | 534 |

模拟精度,设定不同灌水量和灌水间隔,模拟分析不同灌水情景下棉花耗水量、产量及水分生产力,模拟

结果如图 10 所示。从图 10 可看出,相同灌水间隔下,耗水量基本随着灌水量的增加而增加,200% ET<sub>c</sub>灌水量下作物耗水量比 60% ET<sub>c</sub>灌水量高 33.2% ~ 105%。灌水间隔 5 d 和灌水量 200% ET<sub>c</sub>组合下耗水量最大,为 591.62 mm。皮棉产量随灌水量增大而增大,灌水间隔 5 d 与灌水量 200% ET<sub>c</sub>组合下皮棉产量达到最大,为 3 996 kg/hm<sup>2</sup>。灌水量超过 120% ET<sub>c</sub>时,皮棉产量基本不增加。这与杨九刚等<sup>[32]</sup>高频灌水时小灌水定额棉花产量较高的结论一致。相同灌水间隔下,水分生产力随灌水量的增大而减小,200% ET<sub>c</sub>灌水量下的水分生产力比 60% ET<sub>c</sub>低 11% ~ 28%,灌水间隔 5 d 与灌水



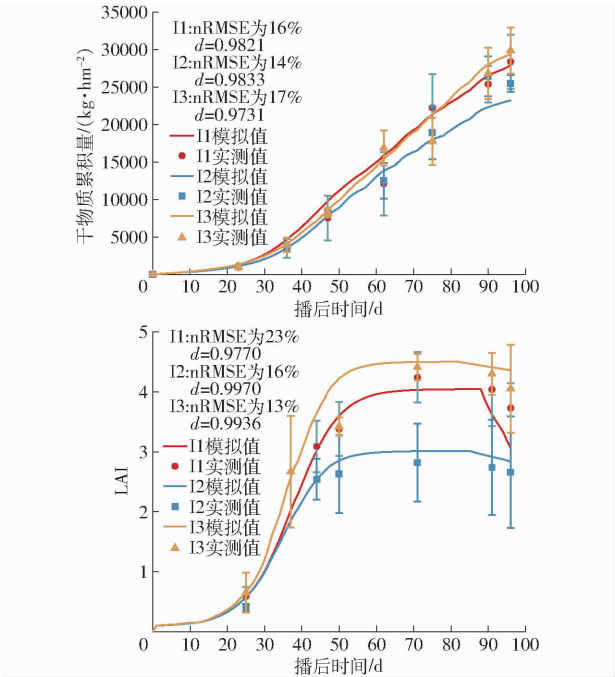


图 8 2018 年各处理干物质累积量和叶面积指数模拟值与实测值比较

Fig. 8 Comparison of simulated and measured dry matter accumulation and leaf area index for each treatment in 2018

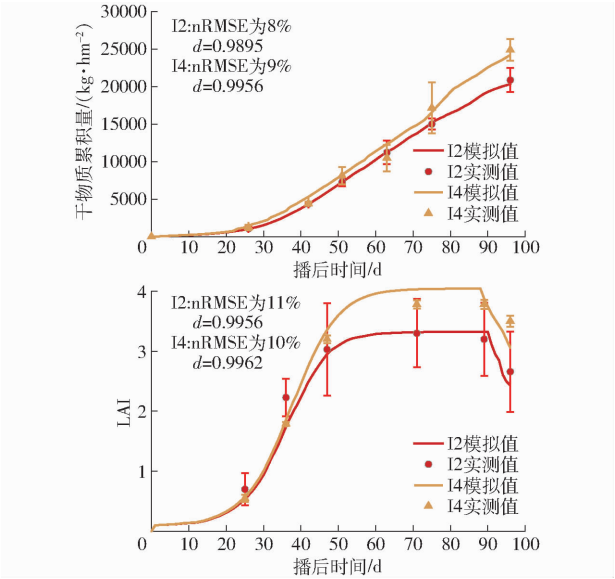


图 9 2019 年各处理干物质累积量和叶面积指数模拟值与实测值比较

Fig. 9 Comparison of simulated and measured dry matter accumulation and leaf area index for each treatment in 2019

量 200%  $ET_c$  组合情景下水分生产力最小, 仅为 6.630  $kg/(hm^2 \cdot mm)$ , 这与王小兵<sup>[33]</sup>的研究基本一致。

相同灌水量下, 耗水量随着灌水间隔的增加而减小。灌水间隔 15 d 时耗水量比灌水间隔 5、7、10 d 时分别低 1% ~ 27%、6% ~ 17% 和 2% ~ 26%。灌水间隔 15 d 和灌水量 60%  $ET_c$  组合下耗水量最

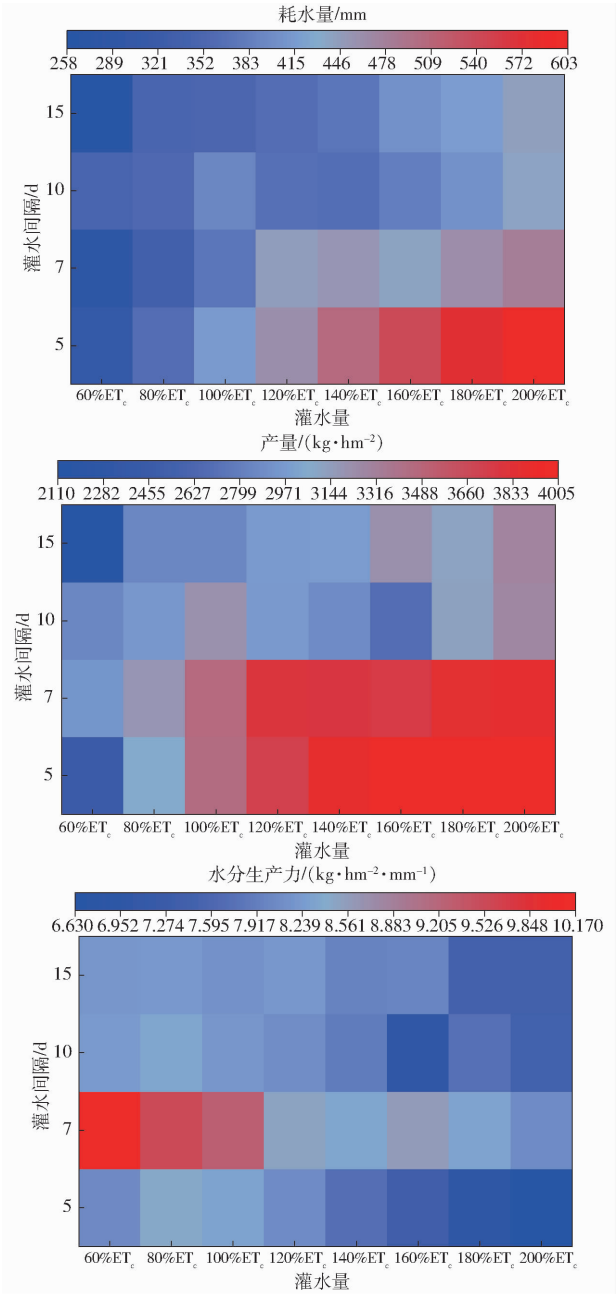


图 10 不同模拟情景下棉花耗水量、产量及水分生产力  
Fig. 10 Cotton water use, yield and water productivity under different simulation scenarios

小, 为 258.28 mm。这与 ZHANG 等<sup>[34]</sup>的研究结果基本一致。皮棉产量随灌水间隔的增大而减小。灌水间隔 15 d 和灌水量 60%  $ET_c$  组合下皮棉产量最低, 为 2 114  $kg/hm^2$ 。相同灌水量下, 水分生产力随灌水间隔的增大先增大后减小, 灌水间隔 7 d 时的水分生产力比灌水间隔 5、10、15 d 时分别高 3% ~ 22%、5% ~ 24% 和 6% ~ 24%。灌水间隔 7 d 和灌水量 60%  $ET_c$  组合下, 水分生产力最大, 为 10.168  $kg/(hm^2 \cdot mm)$ 。上述结果表明基于优化参数的全生育期土壤水分动态变化与作物生长过程的模拟较为准确。综合考虑棉花产量和水分生产力, 推荐该地区适宜的灌溉制度为灌水间隔 7 d 和灌水量

120% ET<sub>0</sub>组合。

### 3 讨论

高效合理地确定土壤水力参数与作物模型参数是进行滴灌条件下土壤-作物系统多过程定量表征的重要前提。本研究基于 FORTRAN 语言编译程序,耦合遗传算法和 SWNCM-2D 模型,实现了滴灌农田二维土壤水力学参数以及作物生长模型参数的自动同步优化。同时,利用田间试验实测数据验证了优化参数的稳定性和可靠性,解决了二维土壤水分运移和作物生长模型参数众多,调参困难的问题。相较于手动调参,嵌入遗传算法能够极大提高参数优化效率和精度<sup>[8,35-36]</sup>。GUO 等<sup>[8]</sup>指出遗传算法有效提高了作物模型率定参数的精度和预测性能,优化结果优于人工校准。WANG 等<sup>[12]</sup>和王军等<sup>[37]</sup>通过手动试错法率定结果表明土壤含水率模拟值与实测值之间的 RMSE 分别为 0.018 ~ 0.046 cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>和 0.018 ~ 0.059 cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>。本研究土壤含水率 RMSE 为 0.009 5 ~ 0.037 cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>(图 5 和图 7),模拟结果与实测值一致性更高。然而,由于遗传算法全局搜索能力极强,但局部寻优能力较差<sup>[38]</sup>,导致部分试验处理模拟值与实测值吻合相对较差,尤其是表层土壤(图 7a、7b)。同时,滴灌条件下土壤-作物系统多过程相互影响机制复杂,涉及土壤水分、氮素以及盐分的迁移转化和作物根系吸收等多过程。本研究现有模型只考虑了土壤水分运动与根系吸收及作物生长之间相互作用过程,并未考虑土壤养分和盐分对作物生长的影响,导致模型模拟值与实测

值之间存在一致性差异,下一步将研究建立基于遗传算法的二维土壤水氮与作物生长耦合模型。另一方面,二维土壤水与溶质运移模型参数设置不合理极易导致数值稳定性问题,尤其在干湿交替和干土入渗情况下,因此,下一步将重点研究参数优化过程中数值稳定性问题的方法,以期解决当前模型在参数优化过程中容易出现的模拟结果不收敛的问题。

### 4 结束语

耦合遗传算法(GA)与二维土壤水与作物生长耦合模拟模型(SWNCM-2D),以土壤含水率和棉花干物质累积量及叶面积指数的实测值和模拟值的标准均方根误差最小为优化目标,建立了土壤水力学参数与作物生长参数优化的目标函数,基于田间试验数据优化并验证了土壤水力特性参数与作物生长模型参数,利用优化后的参数模拟分析了不同滴灌灌溉管理措施对棉花产量和水分生产力的影响,探讨了 GA 在田间二维土壤水与作物生长模型土壤水力学参数与作物模型参数优化中的适用性。结果表明,基于 GA 可实现二维土壤水与作物生长模型中的土壤水力学参数与作物生长参数智能高效优化,土壤含水率模拟值与实测值之间 RMSE 和 nRMSE 分别为 0.009 5 ~ 0.037 0 cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>和 5% ~ 27%,干物质累积量和 LAI 的 nRMSE 分别为 8% ~ 17% 和 6.2% ~ 23.0%,耦合 GA 的 SWNCM-2D 模型模拟结果符合精度要求。嵌入遗传算法的 SWNCM-2D 模型可较好地模拟不同灌水情景下的作物生长条件下的土壤水分动态和作物生长过程。

### 参 考 文 献

- [1] ZHANG K, BURNS I G, GREENWOOD D J, et al. Developing a reliable strategy to infer the effective soil hydraulic properties from field evaporation experiments for agro-hydrological models[J]. *Agricultural Water Management*, 2010, 97(3): 399-409.
- [2] 房全孝. 根系水质模型中土壤与作物参数优化及其不确定性评价[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(10): 118-123.  
FANG Quanyao. Optimizing and uncertainty evaluation of soil and crop parameters in root zone water quality model[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(10): 118-123. (in Chinese)
- [3] 杨坤,白丹,郝祥琪,等. 基于遗传算法的土壤水分运动参数识别[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(9): 32-35.  
YANG Kun, BAI Dan, HAO Xiangqi, et al. Identification of soil hydraulic properties based on genetic algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(9): 32-35. (in Chinese)
- [4] 任长江,白丹,周蓓蓓,等. 基于遗传算法的非饱和溶质运移参数优化[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(9): 68-72.  
REN Changjiang, BAI Dan, ZHOU Beibei, et al. Optimization of solute transport parameters in unsaturated soil based on genetic algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(9): 68-72. (in Chinese)
- [5] 徐旭,屈忠义,黄冠华. 基于遗传算法的田间尺度土壤水力参数与溶质运移参数优化[J]. *水利学报*, 2012, 43(7): 808-815.  
XU Xu, QU Zhongyi, HUANG Guanhua. Optimization of soil hydraulic and solute transport parameters using genetic algorithms at field scale[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2012, 43(7): 808-815. (in Chinese)
- [6] SOUNDHARAJAN B, SUDHEER K P. Sensitivity analysis and auto-calibration of ORYZA2000 using simulation-optimization framework[J]. *Paddy and Water Environment*, 2013, 11: 59-71.
- [7] VAZQUEZ-CRUZ M A, GUZMAN-CRUZ R, LOPEZ-CRUZ I L, et al. Global sensitivity analysis by means of EFAST and Sobol methods and calibration of reduced state-variable TOMGRO model using genetic algorithms[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 100: 1-12.
- [8] GUO D, OLESEN J E, PULLENS J W M, et al. Calibrating AquaCrop model using genetic algorithm with multi-objective functions applying different weight factors[J]. *Agronomy Journal*, 2021, 113(2): 1420-1438.

- [9] 张吉孝, 张新民, 刘久如, 等. 用 HYDRUS-2D 和 RETC 数值模型反推土壤水力参数的特点分析[J]. 甘肃农业大学学报, 2013, 48(5): 161-166.  
ZHANG Jixiao, ZHANG Xinmin, LIU Jiuru, et al. Characteristic analysis of soil hydraulic parameters in inversely process by using HYDRUS-2D and RETC numerical models[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2013, 48(5): 161-166. (in Chinese)
- [10] VAN GENUCHTEN M T, LEI F J, YATES S R. The RETC code for quantifying the hydraulic functions of unsaturated soils [M]. California: US Salinity Laboratory, US Department of Agriculture, Agricultural Research Service Riverside, 1991.
- [11] 俞明涛, 张科锋. 基于 HYDRUS-2D 软件的土壤水力特征参数反演及间接地下滴灌的土壤水分运动模拟[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(3): 458-468.  
YU Mingtao, ZHANG Kefeng. Identification of soil hydraulic parameters based on HYDRUS-2D software and simulation of soil water movement under indirect subsurface drip irrigation[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2019, 31(3): 458-468. (in Chinese)
- [12] WANG J, HUANG G H, ZHAN H B, et al. Evaluation of soil water dynamics and crop yield under furrow irrigation with a two-dimensional flow and crop growth coupled model[J]. Agricultural Water Management, 2014, 141: 10-22.
- [13] 王军, 李久生, 关红杰. 北疆膜下滴灌棉花产量及水分生产率对灌水量响应的模拟[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 62-68.  
WANG Jun, LI Jiusheng, GUAN Hongjie. Modeling response of cotton yield and water productivity to irrigation amount under mulched drip irrigation in North Xinjiang[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(3): 62-68. (in Chinese)
- [14] WANG J, LI J, GUAN H. Evaluation of drip irrigation system uniformity on cotton yield in an arid region using a two-dimensional soil water transport and crop growth coupling model[J]. Irrigation and Drainage, 2017, 66(3): 351-364.
- [15] 朱焱, 刘琨, 王丽影, 等. 土壤水氮动态及作物生长耦合 EPIC-Nitrogen2D 模型[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21): 141-151.  
ZHU Yan, LIU Kun, WANG Liying, et al. Coupling model of EPIC-Nitrogen2D and crop growth, soil water, nitrogen dynamics in winter wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(21): 141-151. (in Chinese)
- [16] LIU Y, ZENG W, AO C, et al. Optimization of winter irrigation management for salinized farmland using a coupled model of soil water flow and crop growth[J]. Agricultural Water Management, 2022, 270: 107747.
- [17] CHE Z, WANG J, LI J. Effects of water quality, irrigation amount and nitrogen applied on soil salinity and cotton production under mulched drip irrigation in arid Northwest China[J]. Agricultural Water Management, 2021, 247: 106738.
- [18] FEDDES R A. Simulation of field water use and crop yield [M] // FEDDES R A. Simulation of plant growth and crop production. Pudoc, 1982: 194-209.
- [19] KARANDISH F, ŠIMUNEK J. An application of the water footprint assessment to optimize production of crops irrigated with saline water; a scenario assessment with HYDRUS[J]. Agricultural Water Management, 2018, 208: 67-82.
- [20] 孙林, 罗毅. 膜下滴灌棉田土壤水盐运移简化模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(24): 105-114.  
SUN Lin, LUO Yi. Simplified model on simulating soil water and salt transfer process under drip irrigation in cotton field[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(24): 105-114. (in Chinese)
- [21] 塔依尔, 胡晓琴, 吕新. 膜下滴灌条件下棉花花铃期冠层内的温光特征分析[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2006, 24(6): 671-674.  
TA YIR, HU Xiaoqin, LÜ Xin, et al. Analyses of temperature and light characteristics for drip irrigation under plastic film cotton canopy at blossoming and boll-forming stages[J]. Journal of Shihezi University (Natural Science Edition), 2006, 24(6): 671-674. (in Chinese)
- [22] WILLIAMS J R, JONES C A, DYKE P T. A modeling approach to determining the relationship between erosion and soil productivity[J]. Transactions of the ASAE, 1984, 27(1): 129-144.
- [23] 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.
- [24] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [25] CARROLL D L. GA fortran driver version 1.7[EB/OL]. <http://www.cuaerospace.com/carroll/ga.html>.
- [26] SIAD S M, IACOBELLIS V, ZDRULI P, et al. A review of coupled hydrologic and crop growth models[J]. Agricultural Water Management, 2019, 224: 105746.
- [27] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [28] 车政. 干旱区膜下滴灌条件下水-氮-盐协同调控对棉花生长的影响[D]. 北京: 中国水利水电科学研究院, 2022.  
CHE Zheng. Effects of synergistic regulation of water, nitrogen and salt on cotton growth under mulched drip irrigation in arid regions[D]. Beijing: China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2022. (in Chinese)
- [29] 王军. 甜瓜沟灌条件下水氮迁移转化规律与高效利用研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2013.  
WANG Jun. Law of water and nitrogen transformation and transport and high use efficiency under furrow irrigation for melon [D]. Beijing: China Agricultural University, 2013. (in Chinese)
- [30] PEREIRA L S, CORDERY I, IACOVIDES I. Improved indicators of water use performance and productivity for sustainable water conservation and saving[J]. Agricultural Water Management, 2012, 108: 39-51.
- [31] DETTORI M, CESARACCIO C, MOTRONI A, et al. Using CERES-Wheat to simulate durum wheat production and phenology in Southern Sardinia, Italy[J]. Field Crop Research, 2011, 120: 179-188.
- [32] 杨九刚, 何继武, 马英杰, 等. 灌水频率和灌溉定额对膜下滴灌棉花生长及产量的影响[J]. 节水灌溉, 2011(3): 29-32, 38.  
YANG Jiugang, HE Jiwu, MA Yingjie. Effects of irrigation frequency and quota on cotton growth and yield with drip irrigation

under plastic film[J]. *Water Saving Irrigation*, 2011(3): 29 – 32,38. (in Chinese)

[33] 王小兵. 膜下高频滴灌棉花耗水量与灌溉制度研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2009.  
WANG Xiaobing. Experimental research on water consumption and irrigation schedule of the cotton under high-frequency drip irrigation mulched with plastic films[D]. Shihezi: Shihezi University, 2009. (in Chinese)

[34] ZHANG J, WANG Z. Study on consumption characteristics of cotton under drip irrigation with film in North Xinjiang[J]. *Procedia Engineering*, 2012, 28: 413 – 418.

[35] GUZMÁN-CRUZ R, CASTAÑEDA-MIRANDA R, GARCÍA-ESCALANTE J J, et al. Calibration of a greenhouse climate model using evolutionary algorithms[J]. *Biosystems Engineering*, 2009, 104(1): 135 – 142.

[36] HERRERO J M, BLASCO X, MARTÍNEZ M, et al. Robust identification of non-linear greenhouse model using evolutionary algorithms[J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(5): 515 – 530.

[37] 王军,关红杰,李久生. 棉花膜下滴灌二维土壤水与作物生长耦合模拟模型率定与验证[J]. *灌溉排水学报*, 2014, 33(增刊 1): 343 – 347.  
WANG Jun, GUAN Hongjie, LI Jiusheng. Calibration and verification of two-dimensional coupling simulation model of soil water and crop growth under cotton film drip irrigation[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2014, 33(Supp. 1): 343 – 347. (in Chinese)

[38] 苏李君,郭媛,陶汪海,等. 基于群智能优化算法的土壤水动力参数反演[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(5): 324 – 334.  
SU Lijun, GUO Yuan, TAO Wanghai, et al. Inversion of soil hydrodynamic parameters with richards equation based on intelligent optimization algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(5): 324 – 334. (in Chinese)

(上接第 391 页)

[17] SARLIN P E, DETONE D, MALISIEWICZ T, et al. Superglue: learning feature matching with graph neural networks[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 4938 – 4947.

[18] HAGHIGHI Y, KUMAR S, THIRAN J P, et al. Neural implicit dense semantic slam[J]. *arXiv preprint arXiv:2304.14560*, 2023.

[19] LI H, GU X, YUAN W, et al. Dense RGB SLAM with neural implicit maps[J]. *arXiv preprint arXiv:2301.08930*, 2023.

[20] KALINOV I, PETROVSKY A, ILIN V, et al. Warevision: CNN barcode detection-based uav trajectory optimization for autonomous warehouse stocktaking[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(4): 6647 – 6653.

[21] PETROVSKY A, KALINOV I, KARPYSHEV P, et al. Customer behavior analytics using an autonomous robotics-based system [C]// *2020 16th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*. IEEE, 2020: 327 – 332.

[22] HAO L, LI H, ZHANG Q, et al. LMVI – SLAM: robust low-light monocular visual-inertial simultaneous localization and mapping[C]// *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. IEEE, 2019: 272 – 277.

[23] SAVINYKH A, KURENKOV M, KRUSHKOV E, et al. Darkslam: GAN-assisted visual slam for reliable operation in low-light conditions[C]// *2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference: (VTC2022-Spring)*. IEEE, 2022: 1 – 6.

[24] SINGH S P, MAZOTTI B, MAYILVAHANAN S, et al. Twilight SLAM: a comparative study of low-light visual SLAM pipelines[J]. *arXiv preprint arXiv:2304.11310*, 2023.

[25] HUANG J, LIU S. Robust simultaneous localization and mapping in low-light environment[J]. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 2019, 30(4): 1895.

[26] LIU X, GAO Z, CHENG H, et al. Learning-based low light image enhancement for visual odometry[C]// *2020 IEEE 16th International Conference on Control & Automation (ICCA)*. IEEE, 2020: 1143 – 1148.

[27] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision meets robotics: the kitti dataset[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(11): 1231 – 1237.

[28] GUO C, LI C, GUO J, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 1780 – 1789.

[29] WEI C, WANG W, YANG W, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[J]. *arXiv preprint arXiv:1808.04560*, 2018.

[30] ZHANG Y, DI X, WU J, et al. A fast and lightweight network for low-light image enhancement[J]. *arXiv preprint arXiv:2304.02978*, 2023.

[31] GARCIA-FIDALGO E, ORTIZ A. iBoW-LCD: an appearance-based loop-closure detection approach using incremental bags of binary words[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 3051 – 3057.

[32] LOH Y P, CHAN C S. Getting to know low-light images with the exclusively dark dataset[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2019, 178: 30 – 42.

[33] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB – D SLAM systems[C]// *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2012: 573 – 580.

[34] BURRI M, NIKOLIC J, GOHL P, et al. The EuRoC micro aerial vehicle datasets[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2016, 35(10): 1157 – 1163.

[35] SCHOPS T, SCHONBERGER J L, GALLIANI S, et al. A multi-view stereo benchmark with high-resolution images and multi-camera videos[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 3260 – 3269.