

基于 ST-LSTM 的植物生长发育预测模型

王春颖^{1,2} 泮玮婷^{1,2} 李祥^{3,4} 刘平^{1,2}

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省农业装备智能化工程实验室, 泰安 271018;
3. 山东农业大学生命科学学院, 泰安 271018; 4. 作物生物学国家重点实验室, 泰安 271018)

摘要: 提早预知植物生长发育是智能育种过程的重要组成部分, 针对植物表型难以精准预测和模拟的问题, 利用植物生长发育的空间和时间依赖性, 提出了一种基于时空长短时记忆网络 (Spatiotemporal long short-term memory, ST-LSTM) 的植物生长发育预测模型, 实现植物生长发育的预测。首先, 通过微调 Mask R-CNN 模型实现识别、提取植物掩模, 预处理具有时空相关性的植物生长发育图像序列, 构建植物生长发育预测数据集。然后, 基于 ST-LSTM 建立植物生长发育预测模型, 利用历史生长发育图像序列, 融合时空深度特征, 预测植物未来的生长发育图像序列。研究表明, 所提出模型预测的图像序列与生长发育实际图像序列具有较高的一致性和相似性, 首个预测时间节点的结构相似度为 0.874 1, 均方误差为 17.10, 峰值信噪比为 30.83, 测试集的冠层叶面积、冠幅和叶片数预测 R^2 分别为 0.961 9、0.908 7 和 0.915 8。该研究实现了基于植物生长发育图像序列的生长发育预测, 有效减少了田间反复试验的时间、土地和人力成本, 为提高智能育种效率提供了参考。

关键词: 植物表型; 深度学习; 生长发育; 预测模型; 时空长短时记忆网络

中图分类号: S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)06-0250-09 OSID: 

Plant Growth and Development Prediction Model Based on ST-LSTM

WANG Chunying^{1,2} PAN Weiting^{1,2} LI Xiang^{3,4} LIU Ping^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
2. Shandong Agricultural Equipment Intelligence Engineering Laboratory, Taian 271018, China
3. College of Life Sciences, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
4. State Key Laboratory of Crop Biology, Taian 271018, China)

Abstract: Early prediction for the growth and development of plants was an important component of the intelligent breeding process. However, it is difficult to accurately predict and simulate plant phenotypes. A prediction model of plant growth and development was proposed based on spatiotemporal long short-term memory (ST-LSTM) to predict future growth and development of plant. Firstly, the plant masks were recognized and extracted by the pre-trained Mask R-CNN model and the background of the plant image was removed by morphological operations. Then, the plant growth and development prediction data set was constructed. After that, utilizing the spatial and temporal dependence of plant growth and development, the image sequence of plants' future growth and development was predicted by the prediction model for plant growth and development using the spatial and temporal depth characteristics integrated from the image sequence of early plant growth and development. The results showed that the image sequence predicted by the proposed model had high consistency and similarity with the actual image sequence of growth and development. At the first prediction time node, the structural similarity index measure was 0.874 1, the mean square error was 17.10, and the peak signal to noise ratio was 30.83. The prediction determination coefficient (R^2) of canopy leaf area, crown width, and leaf number were 0.961 9, 0.908 7 and 0.915 8, respectively. Finally, the research realized the prediction of growth and development based on the image sequence of plant growth and development, which would effectively

收稿日期: 2022-01-09 修回日期: 2022-03-22
基金项目: 山东省自然科学基金重点项目 (ZR2020KF002)、山东省重点研发计划 (重大科技创新工程) 项目 (2021LZGC013) 和自然科学基金项目 (31871543)
作者简介: 王春颖 (1994—), 女, 博士生, 主要从事植物表型解析研究, E-mail: wychunying@126.com
通信作者: 刘平 (1983—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事农业智能装备和植物表型鉴定研究, E-mail: liupingsdau@126.com

reduce the time, land and labor cost of repeated experiments in the field, and provided a reference for improving breeding efficiency.

Key words: plant phenotype; deep learning; growth and development; prediction model; ST-LSTM

0 引言

表型是对复杂植物生长、发育、抗性、结构、生理、生态以及个体数量参数等性状的定量评估^[1-3]。自然植物的生长缓慢,提早预知植物生长发育并解析植物表型,将减少植物生长、成像和测量所需的时间,加快生物学家的实验周期,进而加速新品种的培育^[4-5]。植物生长发育预测有望解决育种行业研发周期长、效率低、成本高、决策难等问题。

目前,国内外相关学者已开展了一些植物表型预测研究,如基于多相时植被指数估算作物产量^[6-9],但这些研究仅能估算单一表型的最终结果。时序预测模型利用时序特征预测数据变化为表型预测和模拟提供可能^[10-14],已有研究建立了时序预测模型预测环境因素对植物生长发育的影响^[15-16]。YUE 等^[17]建立了基于长短时记忆网络(Long short-term memory, LSTM)和卷积长短时记忆网络(Convolutional LSTM, ConvLSTM)的预测模型,可预测未来一年的日照时数、累积降水量和平均温度,同时开发了数据驱动模型预测每个生长阶段。

但这些研究仅能预测单一表型的动态变化,不能很好地可视化植物生长发育。而植物生长发育的性状信息可通过分析植物图像获得,一些研究成果已成功探索了植物生长发育的空间和时间特征信息的提取与应用^[18-20]。2019 年,SAKURAI 等^[21]首次提出利用历史植物图像进行植物生长发育预测的研究,使用 ConvLSTM 和编码器-解码器模型来预测植物叶片的生长。YASRAB 等^[5]使用 GAN 模型来预测植物叶片和根系的生长变化,但该模型基于植物掩码预测生长发育,忽略了植物的纹理和颜色信息。

ConvLSTM 克服了标准 LSTM 无法构建空间结构的问题,并显式编码空间信息为三维特征张量,构建空间和时间结构^[22]。由于 ConvLSTM 隐含层的记忆状态的更新是对立的,仅能传递时间状态信息,WANG 等^[23]提出了时空长短时记忆网络(Spatiotemporal LSTM, ST-LSTM),引入双记忆状态转移机制,将时间记忆状态 C_t^i 和时空记忆状态 M_t^i 结合,实现了时间相关性和空间相关性的深度特征融合。

因此,本文利用植物生长发育的空间依赖性、时间依赖性,提出一种基于 ST-LSTM 的植物生长发育模型,通过植物历史生长图像序列,预测植物形态

结构随时间而发生的几何变化,实现植物生长发育预测与可视化。

1 植物生长发育预测数据集

拟南芥是生物学模式植物,分子遗传背景清晰,生长周期短、生长条件可控,很容易从顶视图观察拟南芥的生长模式,时序采集图像可以保持一致性。因此,本文采用拟南芥植物图像^[18]构建植物生长发育预测数据集。该拟南芥图像数据包括理想生长条件的 4 种基因型(Sf-2、Cvi、Landsberg 和 Columbia),共 96 个连续顶部图像生长发育序列,每个生长发育图像序列包含 22 幅图,图像采集时间间隔为 24 h。

图像噪声是植物生长发育预测的一个关键问题,需要对植物图像进行预处理,去除背景噪声的干扰。通过微调 Mask R-CNN 模型实现识别、提取植物掩模,进而通过形态学运算去除图像背景。去除背景后的拟南芥连续生长发育图如图 1 所示。

将拟南芥图像分辨率调整为 128 像素 × 128 像素,并通过旋转图像 90°、180° 和 270° 来增强数据,按照不同的植株编号划分训练集和测试集。每个品种中编号 1~12 的植株生长发育图像为训练集,编号 13~16 的植株生长发育图像为测试集。训练集和测试集中每个序列包含 10 幅连续生长发育图像,其中前 5 幅作为输入,后 5 幅作为输出。最终形成植物生长发育预测数据集,包含 3 340 组训练数据和 1 105 组测试数据。

2 基于 ST-LSTM 的植物生长发育预测模型

2.1 植物生长预测问题定义

植物生长发育随时间变化具有明显的时间相关性和空间相关性(图 2),即在植物图像序列中的任意像素位置 A 的像素,不仅与历史时刻该位置 A' 的像素时间相关;又因为自然图像具有极高的结构性,位置 A 的像素也与同一时刻的图像内临近像素位置 B 的像素空间相关。植物生长发育预测的目的是利用观测到的图像序列来预测植物生长发育。

因此,根据历史 j 个植物图像序列 $I_{t-j+1:t}$,预测未来 k 个生长序列图像 $\hat{I}_{t+1:t+k}$,定义植物生长发育预测公式为

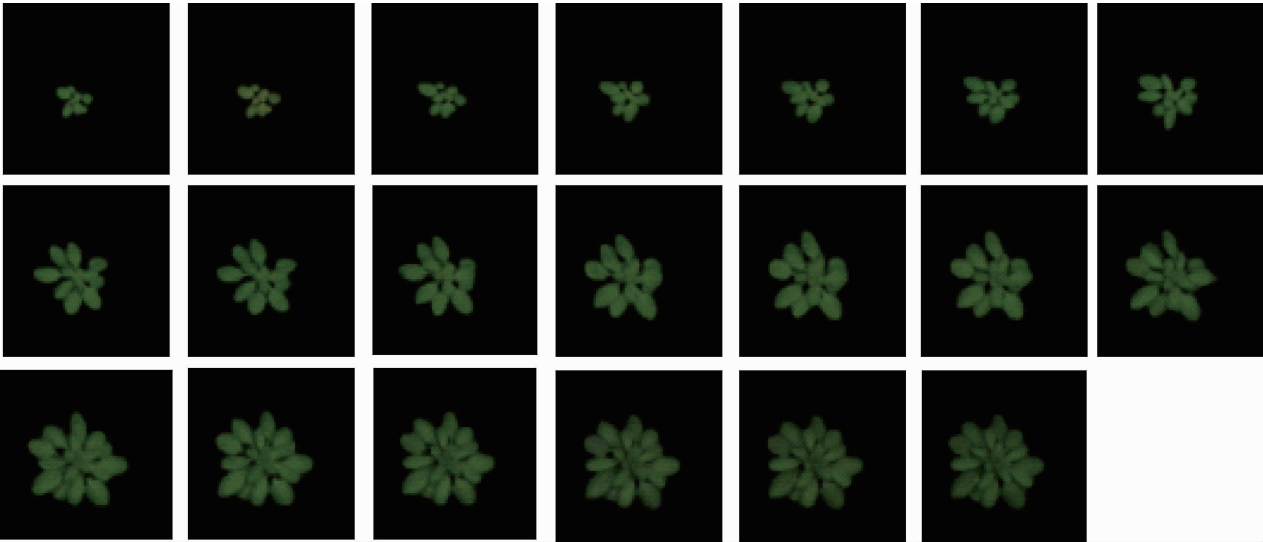


图 1 背景去除后的拟南芥连续生长发育图像

Fig. 1 Successive images of *Arabidopsis thaliana* without background

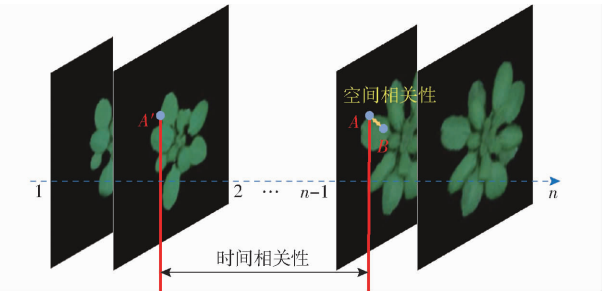


图 2 植物生长发育数据时空相关性示意图

Fig. 2 Spatio-temporal correlation diagram of plant growth data

$$(\hat{I}_{t+1}, \dots, \hat{I}_{t+k}) = \underset{I_{t+1}, \dots, I_{t+k}}{\operatorname{argmax}} p(I_{t+1}, \dots, I_{t+k} | I_{t-j+1}, \dots, I_t)$$

(1)

式中 I_t ——每个植株在 t 时刻的 RGB 图像, $I_t \in \mathbf{R}^{3 \times m \times n}$, $m \times n$ 为 RGB 图像尺寸

$\hat{I}_{t+1}$ —— $t+1$ 时刻的植株预测图像

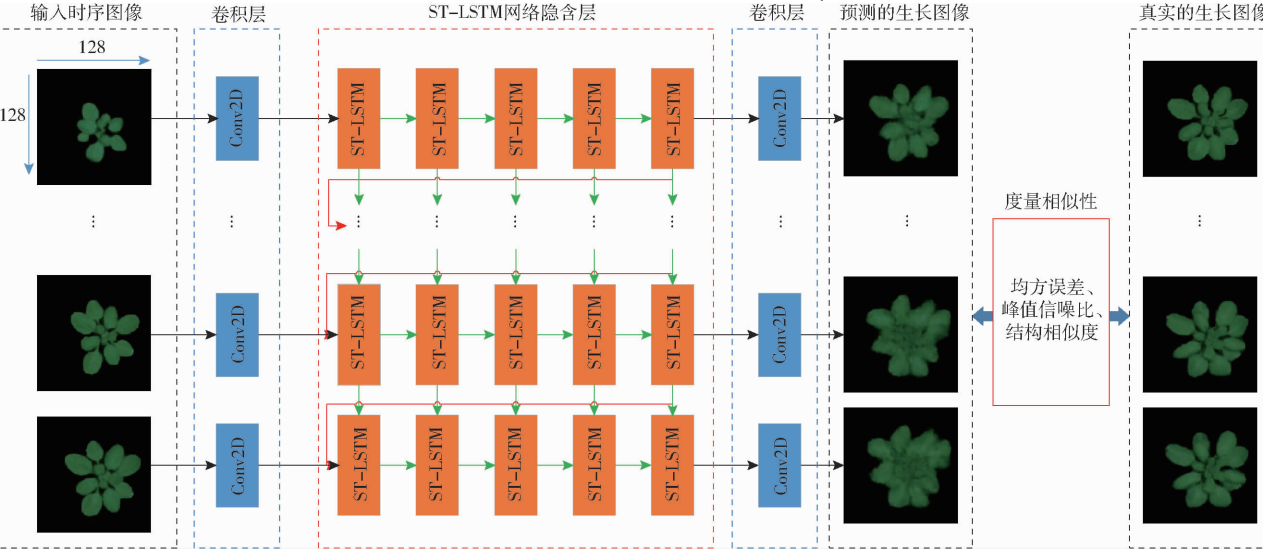


图 3 植物生长发育预测模型结构图

Fig. 3 Structural diagram of prediction model for plant growth and development

2.3 ST-LSTM 网络隐含层结构

ST-LSTM 网络隐含层由多层 ST-LSTM 单元堆叠形成,如图 3 所示。ST-LSTM 与 ConvLSTM 相同之处在于输入、输出以及隐含层记忆状态都是 3 维张量。不同之处在于,ST-LSTM 引入双记忆状态转移机制,每一层 l 的每个 ST-LSTM 节点 p 的隐含状态 H_p^l 依赖于 2 个记忆状态 C_p^l 和 M_p^l 的线性组合。ST-LSTM 单元在记忆状态三维张量的通道维度上连接 C_p^l 和 M_p^l ,边界填充保证卷积后输出图像行列尺寸不变。通过 1×1 卷积运算和非线性双曲线激活函数降维,保证隐含状态 H_p^l 与记忆状态 C_p^l 、 M_p^l 维度相同。由来自 2 个方向的信号控制的输出门 o_p 来进行无缝地融合双记忆状态,实现时间相关性和空间相关性的深度特征融合。ST-LSTM 单元内部结构如图 4 所示。

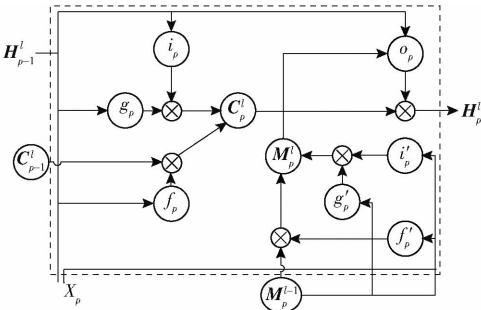


图 4 ST-LSTM 单元内部结构图

Fig. 4 Structure diagram of ST-LSTM cell

通过状态到状态和输入到状态转换中的卷积运算,实现通过相邻输入和历史状态预测网格中某个单元的未来状态。状态转移公式为

$$g_p = \tanh(\omega_{xg} * X_p + \omega_{hg} * H_{p-1}^l + b_g) \quad (2)$$

$$i_p = \sigma(\omega_{xi} * X_p + \omega_{hi} * H_{p-1}^l + b_i) \quad (3)$$

$$f_p = \sigma(\omega_{xf} * X_p + \omega_{hf} * H_{p-1}^l + b_f) \quad (4)$$

$$C_p^l = f_p \odot C_{p-1}^l + i_p \odot g_p \quad (5)$$

$$g'_p = \tanh(\omega'_{xg} * X_p + \omega_{mg} * M_p^{l-1} + b'_g) \quad (6)$$

$$i'_p = \sigma(\omega'_{xi} * X_p + \omega_{mi} * M_p^{l-1} + b'_i) \quad (7)$$

$$f'_p = \sigma(\omega'_{xf} * X_p + \omega_{mf} * M_p^{l-1} + b'_f) \quad (8)$$

$$M_p^l = f'_p \odot M_p^{l-1} + i'_p \odot g'_p \quad (9)$$

$$o_p = \sigma(\omega_{xo} * X_p + \omega_{ho} * H_{p-1}^l + \omega_{co} * C_p^l + \omega_{mo} * M_p^l + b_o) \quad (10)$$

$$H_p^l = o_p \odot \tanh(\omega_{1 \times 1} * [C_p^l, M_p^l]) \quad (11)$$

式中 i_p, g_p, f_p ——输入门、输入调制门、遗忘门
 i'_p, g'_p, f'_p ——另一组输入门、输入调制门、遗忘门

X_p ——输入状态

C_p^l, M_p^l ——时间记忆状态、时空记忆状态

ω, ω' ——权重矩阵

b, b' ——偏差矩阵

σ ——Sigmoid 激活函数

$*$ ——卷积运算符

$\odot$ ——哈达玛积

2.4 评估指标

为了评估植物生长发育预测模型,定量评价预测的植物生长发育图像,使用均方误差 (Mean square error, MSE)、峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural similarity index measure, SSIM) 作为评估指标^[18,24-25]。MSE 评估了实际与预测图像之间的像素差异度;PSNR 是峰值信号能量与 MSE 之比,评估了实际与预测图像之间的像素差异度,PSNR 越高,图像和实际图像越接近;SSIM 则是一种基于感知的度量方法,衡量结构信息在整幅图像上的差异,其值域为 $[0, 1]$,SSIM 越接近 1 差异越小,当且仅当两幅图像完全相同时,其值为 1。

同时选择拟南芥冠层叶面积、冠幅和叶片数作为植物生长发育预测的评价内容。将拟南芥图像转换为二值图像,冠层叶面积通过统计二值图像的连通域像素和计算,冠幅为连通域的最小外接矩形的长、宽的平均值。冠层叶面积、冠幅和叶片数预测的评价指标包括决定系数 R^2 和均方根误差 (RMSE)。

3 植物生长发育预测结果与分析

3.1 模型参数设定

植物生长发育预测模型以最小平方误差作为损失函数,选用 Adam 优化器进行训练。每次迭代随机选取 10 个生长序列,设置最大迭代次数为 30 000,模型在所有时间节点上都对下一生长发育图像进行预测。选取不同学习率、ST-LSTM 隐含层层数、隐含层中 ST-LSTM 单元数以及 ST-LSTM 单元的卷积核尺寸进行测试,以获得较优的预测性能。

不同学习率的训练损失值曲线如图 5 所示,最后 1 000 次迭代的训练损失值和学习率的关系如图 6 所示,训练损失值关于学习率呈 U 形曲线。当学习率为 10^{-6} ,训练损失值较大,变化率较小,如图 5 中的蓝色曲线;当学习率过大,梯度下降使训练误差增加而非减小,如图 5 中的橙黄色曲线。学习率越低,权重更新速度越慢,损失函数变化速度越慢。因此在训练损失值相近的情况下,选择学习率为 0.001,训练损失值小,且波动幅度小,不存在离散点。

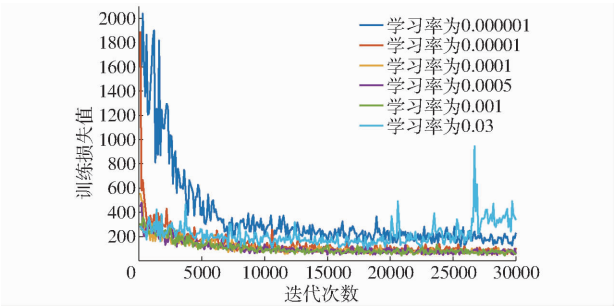


图 5 不同学习率的训练损失值曲线

Fig. 5 Loss value curves of different learning rates

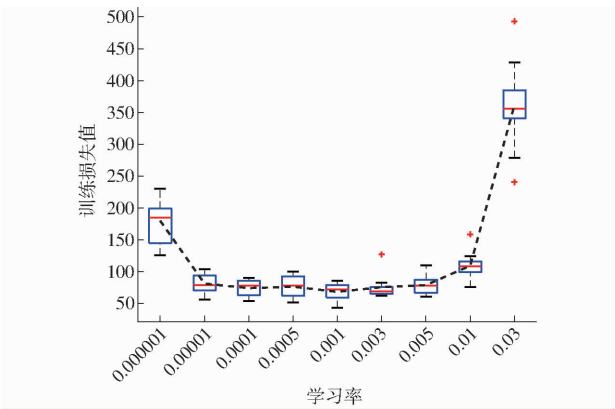


图 6 最后 1 000 次训练损失值变化曲线

Fig. 6 Loss value curves of last 1 000 iterations

不同 ST-LSTM 隐含层层数、隐含层中 ST-LSTM 单元数以及 ST-LSTM 单元的卷积核尺寸,对模型容量和特征提取有很大的影响。设计 ST-LSTM 隐含层层数为 3、4、5,隐含层单元数为 32、64、128,ST-LSTM 中的卷积核尺寸为 3×3 、 5×5 和 7×7 进行训练。同时监测训练误差和测试误差对训练结果的影响,通过网格搜索算法确定最优的隐含层数量和隐含层单元数组合为:隐含层层数为 5,隐含层单元数为 64,ST-LSTM 中的卷积核尺寸为 3×3 。模型预测效果通过计算预测图像序列与生长发育实际图像序列之间的结构相似度 (SSIM) 来度量,如图 7 所示。

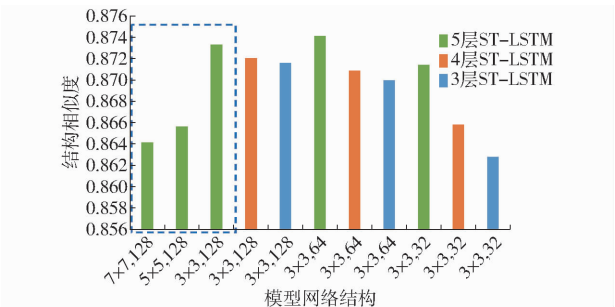


图 7 不同模型网络结构的结构相似度对比

Fig. 7 Comparison of SSIMs for different model structures

图 7 显示了不同模型网络结构下, $t+1$ 时间节点植物生长发育预测图像的结构相似度 (SSIM)。ST-LSTM 中的卷积核越小,所需要的参

数和计算量越小,降低了计算复杂度,卷积核增大,结构相似度明显降低,如图 7 中的蓝色虚线框。更深的网络比更宽的网络的表达能力强,能够逐层学习特征,增加感受野,生长发育预测结果结构相似度更高。

为了验证所提出的植物生长发育预测模型性能,选取 ConvLSTM 为对比模型。ConvLSTM 网络选用 ConvLSTM 单元堆叠隐含层,参数设置均与所提出的模型相同。

3.2 植物生长发育预测结果与性能分析

植物生长发育预测结果如图 8 所示,根据历史的 5 个生长图像序列,预测 $t+1$ 到 $t+5$ 的生长发育图像。使用 MSE、PSNR 和 SSIM 作为评估指标,定量评价所提出的生长发育预测模型和 ConvLSTM,每个预测时间节点的定量评估结果如图 9 所示。所有预测时间节点的 SSIM 均值为 0.774 1,MSE 均值为 27.35,PSNR 均值为 39.74。首个预测时间节点的 SSIM 为 0.874 1,MSE 为 17.10,PSNR 为 30.83,表明预测与生长发育实际图像序列具有较高的相似性。

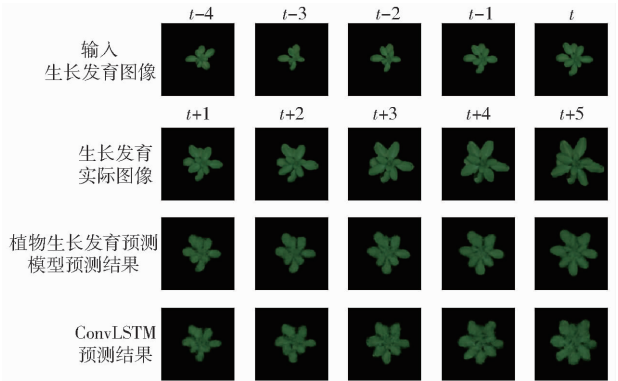


图 8 植物生长发育预测结果

Fig. 8 Prediction results of plant growth and development

植物生长发育预测模型的 MSE、PSNR 和 SSIM 值均优于 ConvLSTM 模型,意味着所提出的模型提取植物生长发育时空相关性的能力更强。但植物生长发育预测模型和 ConvLSTM 模型均无法有效拓展预测时效,预测时效越长模糊现象越严重,预测结果相似性越差,PSNR 和 SSIM 值会逐渐下降,MSE 值逐渐升高。造成这种现象的原因可能是预测误差积累和植物生长发育的复杂性。

对不同生长阶段的植物生长发育序列进行预测,检验模型适应性,包含预测 10~15 d 的生长发育、12~17 d 的生长发育、15~20 d 的生长发育和 16~21 d 的生长发育。植物生长发育预测模型预测结果如图 10 所示,预测结果相应的表型参数 (冠层叶面积、冠幅和叶片数) 如图 11 所示。显然,所提

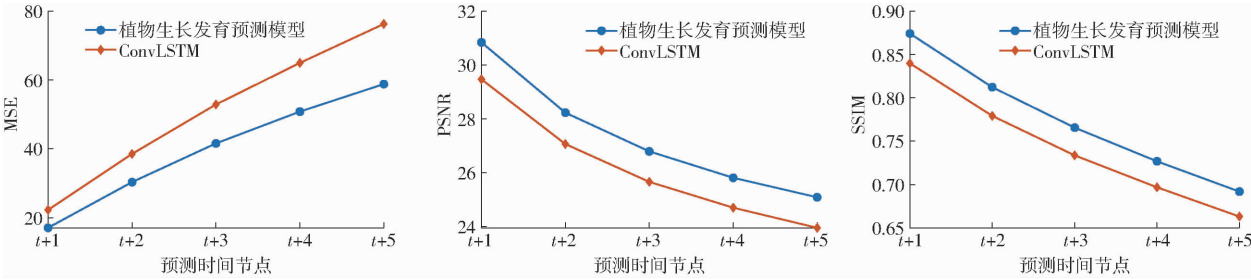


图 9 定量评估结果

Fig. 9 Quantitative results

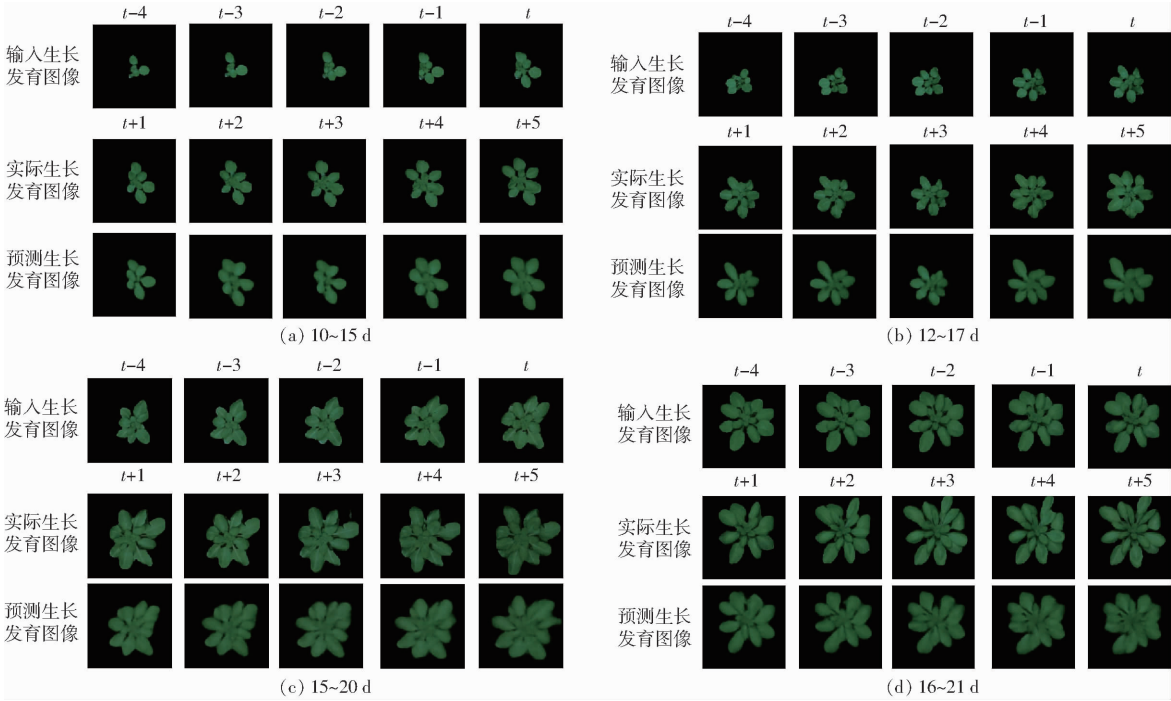


图 10 不同生长阶段的生长发育预测结果

Fig. 10 Prediction results of growth and development at different growth stages

出的植物生长发育预测模型在生长发育中期(10 ~ 15 d、12 ~ 17 d)比后期(15 ~ 20 d 和 16 ~ 21 d)的生长发育预测效果好,原因在于生长发育后期植株形态结构逐渐复杂,预测难度增加。生长发育预测的冠层叶面积和冠幅具有较好的一致性和相似性, $t+1$ 、 $t+2$ 和 $t+3$ 时刻的预测误差明显小于 $t+4$ 和 $t+5$,说明所提出的植物生长发育预测模型有效地改善了预测时效问题。但生长发育预测的叶片数预测精度较差,这是预测图像的新生叶与成熟叶片边界不明显造成的;且叶片越密集(图 10c),植物生长发育预测模型无法区分内部叶片边界,预测误差越大,因此,预测的叶片数在 $t+3$ 和 $t+4$ 时刻出现拐点(图 11c)。

植物生长发育预测模型在包含 4 种基因型数据的测试集上的检验结果如图 12 所示。所提出模型预测的图像序列与生长发育实际图像序列具有较高的一致性和相似性,冠层叶面积、冠幅和叶片数的预测 R^2 分别为 0.961 9、0.908 7 和 0.915 8;RMSE 分

别为 2 164 像素、36.45 像素和 6.73,普适性较好。显然, $t+5$ 时刻相对于 $t+1$ 时刻,冠层叶面积和冠幅的偏移量都大,同样反映了预测时效性这一问题。从图 12 中还可以看出,随着冠层叶面积和冠幅的增加,模型预测精度明显下降,再次说明预测精度受植物生长发育的复杂性影响。

4 结束语

基于 ST-LSTM 提出的植物生长发育预测模型,利用历史植物生长发育图像序列,预测和可视化了植物的生长发育。生长发育预测图像序列与实际图像序列具有较高的一致性和相似性。首个预测时间节点的结构相似度为 0.874 1,均方误差为 17.10,峰值信噪比为 30.83。植物生长发育预测模型对冠层叶面积、冠幅和叶片数预测 R^2 分别为 0.961 9、0.908 7 和 0.915 8。所提出的预测模型专注于预测预处理后的 RGB 图像而不是原始图像,既减少了预测的复杂性,又保留了图像中植物的颜色纹理信息。

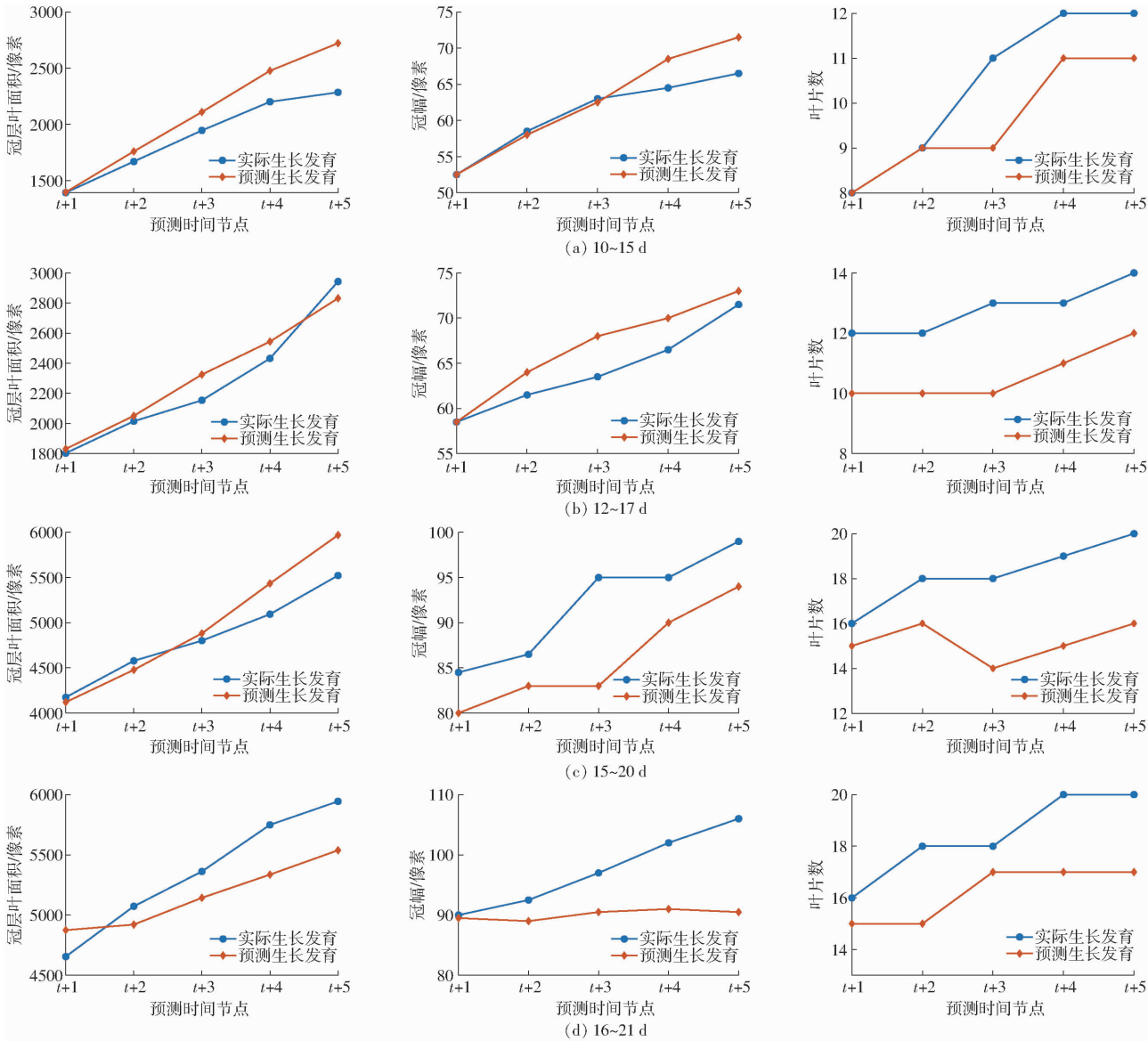


图 11 不同生长阶段的冠层叶面积、冠幅和叶片数的预测结果

Fig. 11 Prediction results of canopy leaf area, crown width and leaf number at different growth stages

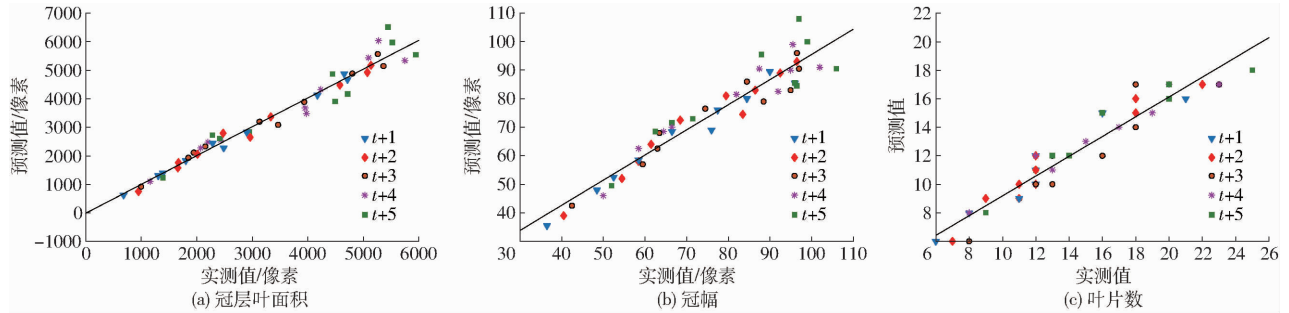


图 12 测试集的预测结果

Fig. 12 Prediction results on test set

研究结果验证了预测植物生长发育的可行性,通过减少植物生长、成像和测量所需的时间,进一步加速生物学家培育新品种的试验周期,加快育种智能化的进程。

参 考 文 献

[1] LI X, ZENG R, LIAO H. Improving crop nutrient efficiency through root architecture modifications[J]. Journal of Integrative Plant Biology, 2016, 58(3): 193–202.

- [2] 张慧春, 周宏平, 郑加强, 等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2020, 51(3): 1-17.
ZHANG Huichun, ZHOU Hongping, ZHENG Jiaqiang, et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 1-17. (in Chinese)
- [3] 张慧春, 杨琨琪, 李杨先, 等. 面向植物抗旱性研究的多源表型信息采集和分析技术[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 203-211.
ZHANG Huichun, YANG Kunqi, LI Yangxian, et al. Multi-source phenotypic information collection and analysis techniques for drought resistance of plants[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 203-211. (in Chinese)
- [4] RIZKIANA A, NUGROHO A P, SALMA N M, et al. Plant growth prediction model for lettuce (*Lactuca sativa*.) in plant factories using artificial neural network [C] // Proceedings of the International Conference on Green Agro-industry and Bioeconomy, Malang, Indonesia, 2020.
- [5] YASRAB R, ZHANG J, SMYTH P, et al. Predicting plant growth from time-series data using deep learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 331.
- [6] 韩文霆, 彭星硕, 张立元, 等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 148-155.
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 148-155. (in Chinese)
- [7] 程千, 徐洪刚, 曹引波, 等. 基于无人机多时相植被指数的冬小麦产量估测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 160-167.
CHENG Qian, XU Honggang, CAO Yinbo, et al. Grain yield prediction of winter wheat using multi-temporal UAV based on multispectral vegetation index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 160-167. (in Chinese)
- [8] 王来刚, 郑国清, 郭燕, 等. 融合多源时空数据的冬小麦产量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 198-204, 458.
WANG Laigang, ZHENG Guoqing, GUO Yan, et al. Prediction of winter wheat yield based on fusing multi-source spatio-temporal data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 198-204, 458. (in Chinese)
- [9] 王鹏新, 田惠仁, 张悦, 等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 1-14.
WANG Pengxin, TIAN Hui ren, ZHANG Yue, et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning: state of the art and beyond[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 1-14. (in Chinese)
- [10] 杨亮, 刘春红, 郭昱辰, 等. 基于 EMD-LSTM 的猪舍氨气浓度预测研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 353-360.
YANG Liang, LIU Chunhong, GUO Yuchen, et al. Prediction of ammonia concentration in fattening piggery based on EMD-LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 353-360. (in Chinese)
- [11] 谢家兴, 高鹏, 孙道宗, 等. 基于长短期记忆的柑橘园蒸散量预测模型[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊2): 351-356.
XIE Ji axing, GAO Peng, SUN Daozong, et al. Modeling on prediction of evapotranspiration of citrus orchard based on LSTM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 351-356. (in Chinese)
- [12] 谢秋菊, 郑萍, 包军, 等. 基于深度学习的密闭式猪舍内温湿度预测模型[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 353-361.
XIE Qiuju, ZHENG Ping, BAO Jun, et al. Thermal environment prediction and validation based on deep learning algorithm in closed pig house[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 353-361. (in Chinese)
- [13] 赵全明, 宋子涛, 李奇峰, 等. 基于 CNN-GRU 的菇房多点温湿度预测方法研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 294-303.
ZHAO Quanming, SONG Zitao, LI Qifeng, et al. Multi-point prediction of temperature and humidity of mushroom based on CNN-GRU[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 294-303. (in Chinese)
- [14] 李莉, 李文军, 马德新, 等. 基于 LSTM 的温室番茄蒸腾量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 369-376.
LI Li, LI Wenjun, MA Dexin, et al. Prediction model of transpiration of greenhouse tomato based on LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 369-376. (in Chinese)
- [15] SIM H S, KIM D S, AHN M G, et al. Prediction of strawberry growth and fruit yield based on environmental and growth data in a greenhouse for soil cultivation with applied autonomous facilities[J]. Horticultural Science and Technology, 2020, 38(6): 840-849.
- [16] SHIBATA S, MIZUNO R, MINENO H. Semisupervised deep state-space model for plant growth modeling [J]. Plant Phenomics, 2020: 4261965.
- [17] YUE Y, LI J H, FAN L F, et al. Prediction of maize growth stages based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105351.
- [18] NAMIN S T, ESMAEILZADEH M, NAJAFI M, et al. Deep phenotyping: deep learning for temporal phenotype/genotype

classification[J]. Plant Methods, 2018, 14(1): 66.

[19] TURKOGLU M O, D'ARONCO S, PERICH G, et al. Crop mapping from image time series: deep learning with multi-scale label hierarchies[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 264:112603.

[20] SAMIEI S, RASTI P, LY VU J, et al. Deep learning-based detection of seedling development[J]. Plant Methods, 2020, 16: 103.

[21] SAKURAI S, UCHIYAMA H, SHIMADA A, et al. Plant growth prediction using convolutional LSTM[C]//Proceedings of the 14th International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Prague, 2019.

[22] SHI X, CHEN Z, WANG H, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting [C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, Montreal, 2015.

[23] WANG Y, LONG M, WANG J, et al. PredRNN: recurrent neural networks for predictive learning using spatiotemporal LSTMs [C]//Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems, Los Angeles, Caribe Hilton, 2017.

[24] MATHIEU M, COUPRIE C, LECUN Y. Deep multi-scale video prediction beyond mean square error[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Learning Representations, San Juan, 2016.

[25] CHEN Y, LIU L, PHONEVILAY V, et al. Image super-resolution reconstruction based on feature map attention mechanism [J]. Applied Intelligence, 2021, 51(7): 4367 – 4380.

(上接第 109 页)

[23] TRONE M, URBAN R, TOMA R, et al. Evaluation of the georeferencing accuracy of a photogrammetric model using a quadcopter with onboard GNSS RTK[J]. Sensors, 2020, 20(8):2318.

[24] GB/T 36007—2008 锄草机器人通用技术条件[S].2008.

[25] 张伟荣. 基于机器视觉对靶施药系统的玉米苗与杂草识别技术研究[D]. 石河子:石河子大学,2021.

ZHANG Weirong. The identification technology research of corn seedlings and weeds based on machine vision to target application system[D]. Shihezi:Shihezi University,2021. (in Chinese)

[26] 王善平. 基于生长期识别与路径规划的喷杆喷雾机精准施药决策系统研制[D]. 泰安:山东农业大学,2021.

WANG Shanping. Variable spraying method for boom sprayer based on cotton growth period identification[D]. Taian; Shandong Agricultural University,2021. (in Chinese)

[27] 崔龙飞, 薛新宇, 乐飞翔, 等. 大型喷杆喷雾机钟摆式主被动悬架自适应鲁棒控制研究[J]. 农业机械学报,2020, 51(12):130 – 141.

CUI Longfei, XUE Xinyu, LE Feixiang, et al. Adaptive robust control of active and passive pendulum suspension for large boom sprayer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(12):130 – 141. (in Chinese)

[28] 袁鹏成,李秋洁,邓贤,等. 基于 LiDAR 的对靶喷雾实时控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2020,51(增刊):273 – 280.

YUAN Pengcheng, LI Qiujie, DENG Xian, et al. Design and experiment of real-time control system for target spraying based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(Supp.):273 – 280. (in Chinese)

[29] 王相友,胡周勋,李学强,等. 多回流式变量喷药控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2019,50(2):123 – 131.

WANG Xiangyou, HU Zhouxun, LI Xueqiang, et al. Design and experiment of multi-reflux variable spraying control system [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(2):123 – 131. (in Chinese)

[30] 窦汉杰,翟长远,王秀,等. 果园激光对靶变量喷药控制系统设计与试验[J]. 农业工程学报,2022,38(3):11 – 21.

DOU Hanjie, ZHAI Changyuan, WANG Xiu, et al. Design and experiment of the orchard target variable spraying control system based on LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3):11 – 21. (in Chinese)

[31] 樊桂菊,牛成强,张震明,等. 多气流协同式果园 V 形防飘喷雾装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(3):138 – 147.

FAN Guiju, NIU Chengqiang, ZHANG Zhenming, et al. Design and experiment of V-shaped orchard anti-drift spray device with multi-airflow cooperation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(3):138 – 147. (in Chinese)

[32] 刘国海,李持衡,沈跃,等. 同步转向高地隙喷雾机模糊自适应轨迹跟踪预测控制[J]. 农业机械学报,2021,52(9): 389 – 399.

LIU Guohai, LI Chiheng, SHEN Yue, et al. Trajectory tracking and fuzzy adaptive model predictive control of high clearance synchronous-steering sprayer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(9):389 – 399. (in Chinese)