

朱鑫, 林琼, 何湜琦, 等. 基于门控循环单元的基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型 [J]. 福建农业学报, 2024, 39 (5): 532-539.

ZHU X, LIN Q, HE Z Q, et al. Models for Predicting Evapotranspiration of Fruiting Cucumber Plants in Greenhouse [J]. *Fujian Journal of Agricultural Sciences*, 2024, 39 (5): 532-539.

基于门控循环单元的基质栽培黄瓜结果期 蒸散量预测模型

朱鑫^{1,2}, 林琼^{2*}, 何湜琦², 易志刚^{1,3}

(1. 福建农林大学机电工程学院, 福建 福州 350002; 2. 福建省农业科学院资源环境与土壤肥料研究所, 福建 福州 350013; 3. 福建农林大学资源与环境学院, 福建 福州 350002)

摘要:【目的】实时、准确地预测基质栽培黄瓜结果期蒸散量, 指导基质栽培黄瓜灌溉。【方法】通过传感器实时获取黄瓜结果期的温室小气候环境数据, 用称量法测量黄瓜蒸散量, 以移栽时间、空气温度、空气相对湿度、光照强度及前 5 天的日均灌溉量为输入变量, 利用 BP 神经网络 (Back propagation neural network, BPNN)、卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN)、长短期记忆网络 (Long short-term memory, LSTM) 和门控循环单元 (Gated recurrent unit, GRU) 分别建立基质栽培黄瓜蒸散量预测模型, 比较不同模型的预测效果, 模型数据集的时间间隔设为 20 min。【结果】相较于 BPNN、CNN 及 LSTM 模型, GRU 模型的预测效果最好, 其决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 分别为 0.8577、2.3279 g 和 1.6744 g。当实测的黄瓜每日实时累积蒸散量超过 50 g 时, GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差最小, 在 0.11%~10.01%。【结论】基于 GRU 的基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型预测效果最好, 可为基质栽培黄瓜的灌溉系统提供参考。

关键词: 蒸散量; 基质栽培; 门控循环单元; 预测模型

中图分类号: S161.4+2; TP312

文献标志码: A

文章编号: 1008-0384 (2024) 05-0532-08

Models for Predicting Evapotranspiration of Fruiting Cucumber Plants in Greenhouse

ZHU Xin^{1,2}, LIN Qiong^{2*}, HE Zhiqi², YI Zhigang^{1,3}

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou, Fujian 350002, China; 2. College of Resources and Environment, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou, Fujian 350002, China; 3. College of Resources and Environment, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou, Fujian 350002, China)

Abstract: 【Objective】Mathematic models for accurate real-time prediction on evapotranspiration of greenhouse cucumber plants during fruiting period were evaluated to optimize the irrigation operation. 【Method】Cucumber plants were cultivated in a greenhouse. During the fruiting period, microclimate conditions were automatically monitored by sensors and recorders, and plant evapotranspiration determined by weighing the fruits. Using transplanting time, air temperature, relative humidity, light intensity, and daily average irrigation amount of previous 5d as inputs, models including the Back Propagation Neural Network (BPNN), Convolutional Neural Networks (CNN), Long Short-Term Memory (LSTM), and Gated Recurrent Unit (GRU) were evaluated according to the cucumber evapotranspiration prediction. A data collection interval of 20min was applied. 【Result】Of the tested models, GRU performed with the highest coefficient of determination (R^2) of 0.8577, root mean square error (RMSE) of 2.3279 g, and mean absolute error (MAE) of 1.6744 g. It also yielded the lowest relative error fluctuation between the predicted and the measured data ranging from 0.11% to 10.01% when the daily real-time cumulative

收稿日期: 2023-12-21 修回日期: 2024-01-15

作者简介: 朱鑫 (1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事机电一体化研究, E-mail: 18438606867@163.com

* 通信作者: 林琼 (1972—), 男, 副研究员, 主要从事植物营养与无土栽培研究, E-mail: linqiong@163.com

基金项目: 福建省科技计划区域发展项目 (2021N3008); 福建省科技计划公益类专项 (2020R1025006)

evapotranspiration of cucumbers exceeded 50 g. 【Conclusion】 The GRU-based model could best predict the greenhouse cucumber evapotranspiration at fruiting stage. The information could aid better water management for cucumber cultivation.

Key words: evapotranspiration; substrate cultivation; gated recurrent unit; prediction model

0 引言

【研究意义】无土栽培技术应用于蔬菜栽培可以大幅度提高蔬菜的产量及品质^[1], 茄果类蔬菜无土栽培的主要栽培形式为基质栽培^[2], 基质栽培水分供给过多或不足均会严重限制作物的产量与品质^[3]。与土壤相比, 基质的水肥供应缓冲性较差, 故基质栽培对灌溉提出了更高的要求。指导作物灌溉的重要指标是作物需水量, 又称作物蒸散量^[4-5], 实时准确地获取作物蒸散量是建立灌溉决策系统的前提^[6-7]。黄瓜是“全球十大蔬菜”和“中国七大蔬菜”之一^[8], 是蔬菜市场的主要产品。在黄瓜生产周期中, 结果期日蒸散量较大, 周期较长, 对黄瓜产量和品质影响较大。因此, 开展基质栽培黄瓜结果期蒸散量研究具有重要意义。【前人研究进展】目前, 作物蒸散量的测量方法主要包括水平衡法、遥感法、空气动力学法、波文比-能量平衡法和蒸渗仪法等^[9-10]。研究中应用较多的是蒸渗仪法。蒸渗仪法主要用于大田作物蒸散量的测定, 应用范围小^[11]。近几年, 盆栽作物的连续称重技术在国外被广泛应用, 通过称重传感器监测作物的重量变化得到作物蒸散量^[12]。然而, 在称重传感器采集数据过程中, 由于传感器制造工艺、监测植株田间管理操作及网络波动等因素, 传感器会出现数据缺失、数据异常等情况, 影响灌溉决策的制定^[13-14]。近年来, 机器学习在预测作物蒸散量上取得了良好进展, 准确地预测作物蒸散量对制定科学的灌溉制度具有重要意义^[15-17]。作物蒸散量受时间序列的影响, Hochreiter和Schmidhuber最早提出长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM), LSTM可以很好地解决时间序列的问题^[18]。门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)将LSTM的3个门结构简化为2个门结构, 减少了训练时间, 提高了模型计算效率。李莉等^[19]提出了基于随机森林和门控循环单元结合的算法(random forest-gated recurrent unit, RF-GRU), RF-GRU可以预测温室番茄结果前期的蒸腾量。【本研究切入点】目前, 国内外基于机器学习的作物蒸散量预测模型研究中, 通常将叶面积作为模型的一个重要输入变量^[19-21], 但叶面积数据难以实时获得。灌溉是基质栽培作物需水的唯一来源, 基质栽培作物灌溉量与作物蒸散量直接相关, 且作物蒸散量预测日之前的灌溉量数据可以实时获得。在基质栽培

作物蒸散量预测模型的网络结构研究中, 利用GRU等网络结构对基质栽培黄瓜结果期蒸散量进行预测有待深入研究。【拟解决的关键问题】本研究用作物前5天的日均灌溉量数据替代作物叶面积数据作为模型输入变量, 进行基质栽培作物蒸散量预测。通过优化模型输入变量, 建立预测效果良好的基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型, 为基质栽培黄瓜的灌溉提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 试验概况

试验于2023年3月26日至6月9日在福建省福州市马尾区琅岐镇的玻璃温室内进行(119°62'39"E、26°10'17"N), 海拔28 m。温室配置有外遮阳、天窗、侧窗及风机等, 试验区域尺寸为12 m×6 m。黄瓜品种为天津绿丰园艺新技术开发有限公司的1874, 选取三叶一心的幼苗进行移植。采用基质袋式栽培的方式, 基质袋直径20 cm、高度20 cm、体积6.28 L。试验基质为椰糠, 每个基质袋移植1株黄瓜幼苗。基质处于最大持水量时, 基质和黄瓜幼苗的总质量约3450 g。当基质和黄瓜植株的总质量减少100~150 g时启动灌溉, 灌溉量等于质量减少量。

1.2 数据采集

利用布置在温室内距地面2 m处的温湿度变送器实时监测温室内的空气温度及空气相对湿度; 利用布置在温室内作物冠层上的吸顶式光照变送器实时监测温室内的光照强度。传感器的数据采集间隔设为10 s。温湿度变送器的型号为YSAT01B, 温度测量范围为-30~80℃, 测量精度为±0.3℃(25℃); 湿度测量范围为0%~100%, 测量精度为±3%(25℃)。吸顶式光照变送器的型号为PR-300XD2-*N01-*, 量程为0~200000 lx, 测量精度为±7%(25℃)。

利用平行梁称重传感器实时监测基质和黄瓜植株的总质量, 某一时间段内平行梁称重传感器监测到的质量减小值即为该时间段内的作物蒸散量。每天于6:00时用平行梁称重传感器监测到的质量减去18:00时平行梁称重传感器监测到的质量加上日灌溉量即为作物日蒸散量。平行梁称重传感器的数据采集间隔设为10 s。平行梁称重传感器的型号为

DLPXL-70, 量程为 0 ~ 20 kg, 综合误差 $\leq 0.03\%$, 输出信号为 RS485。

温湿度变送器、吸顶式光照变送器及平行梁称重传感器监测到的数据通过数据传输单元 (Data transfer unit, DTU) 上传到 Tlink 物联网平台, 在 Tlink 物联网平台下载数据。DTU 的型号为 USR-DR154, 带有 RS485 接口, 支持 modbus 协议, 通过 TCP 协议与 Tlink 物联网平台通信。

叶面积数据的采集间隔设为 7 ~ 10 d, 利用相机对黄瓜植株的每一片叶片拍照, 通过 ImageJ 软件计算得到叶面积^[22]。记录单株黄瓜单次的灌溉量, 一天内每次灌溉量的累加值即为作物日灌溉量。

1.3 数据清洗

在传感器采集数据过程中, 由于网络波动、监测植株田间管理操作等原因, 会出现数据缺失、数据异常等情况^[13-14]。本文通过数据清洗的方式提高数据质量, 提高模型预测的精度^[23]。

针对数据缺失问题, 本文选用最临近插值法进行缺失数据填充^[24]。针对数据异常问题, 删除确定的异常数据, 通过最临近插值法对删除后的数据缺失部分进行数据填充。异常数据的判定规则如下: 若传感器监测到的数据 1 min 内的波动在设定的波动阈值内, 则认为数据正常, 反之则认为数据异常。空气温度的波动阈值: $-5 \sim 5\text{ }^{\circ}\text{C}$; 空气相对湿度的波动阈值: $-10\% \sim 10\%$; 光照强度的波动阈值: $-10000 \sim 10000\text{ lx}$; 基质和黄瓜植株总重量的波动阈值: $-50 \sim 50\text{ g}$ 。

1.4 数据处理及数据集创建

数据集的输入变量为移栽时间、空气温度、空气相对湿度、光照强度及前 5 天的日均灌溉量; 数据集的输出变量为蒸散量。数据集中各变量的计算过程如下所示。

移栽时间为黄瓜幼苗移栽到基质袋后第 β 天第 δ 小时的时刻。为了便于计算, 将移栽时间这一时间类型数据转化为数值型数据。转化过程如下: 移栽后第 β 天 00:00 时刻的移栽时间为 $24(\beta - 1)$, 移栽后第 $\beta + 1$ 天 00:00 时刻的移栽时间为 24β , 移栽后第 β 天内的移栽时间基于线性插值计算得到。

数据集中, 移栽时间、空气温度、空气相对湿度、光照强度及前 5 天的日均灌溉量通过公式 1 ~ 公式 5 计算得到。蒸散量通过公式 6 计算得到。

$$TT = TT_n \quad (1)$$

$$T = \frac{\sum_1^n T_{\Delta t}}{n} \quad (2)$$

$$RH = \frac{\sum_1^n RH_{\Delta t}}{n} \quad (3)$$

$$LI = \frac{\sum_1^n LI_{\Delta t}}{n} \quad (4)$$

$$DAIV_i = \frac{\sum_{i-5}^{i-1} DIV_i}{5} \quad (5)$$

$$ET_c = W_1 - W_n \quad (6)$$

$$DAE_i = \frac{\sum_{i-5}^{i-1} DE_i}{5} \quad (7)$$

式中: TT 为移栽时间; TT_n 为设定时间间隔内最后时刻的移栽时间; T 为空气温度; Δt 为设定的时间间隔; n 为设定时间间隔内传感器采集数据的数量; RH 为空气相对湿度; LI 为光照强度; $DAIV$ 为日均灌溉量; DIV 为日灌溉量; i 为第 i 天; ET_c 为蒸散量; W_1 为设定时间间隔内起始时刻的基质和黄瓜植株总重量; W_n 为设定时间间隔内最后时刻的基质和黄瓜植株总重量; DAE 为日均蒸散量; DE 为日蒸散量。

为了便于分析黄瓜叶面积、前 5 天的日均蒸散量与前 5 天的日均灌溉量之间的关系, 进而研究用黄瓜前 5 天的日均灌溉量替代黄瓜叶面积作为模型输入变量进行基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测的合理性, 通过公式 7 计算得到黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据。

为了研究模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的误差, 通过以下方式计算模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量: 按时间序列不断叠加设定时间间隔内的黄瓜蒸散量预测值。

数据集的创建: 选取黄瓜结果期白天的数据进行数据集的创建, 对应时间为 2023 年 4 月 15 日至 5 月 14 日每天的 06:00–18:00; 设定时间间隔 Δt 为 20 min, 故每天得到 36 组数据, 共计得到 1080 组数据。

2 结果与分析

2.1 黄瓜叶面积、黄瓜日均蒸散量与黄瓜日均灌溉量的关系

黄瓜叶面积数据通过 ImageJ 软件计算得到, 黄瓜前 5 天的日均蒸散量数据与黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据通过公式 7 及公式 5 计算得到。由图 1a 可知, 黄瓜前 5 天的日均蒸散量与黄瓜叶面积可用二次函数拟合, 其 R^2 为 0.9354; 由图 1b 可知, 黄瓜前 5 天的日均灌溉量与黄瓜前 5 天的日均蒸散量可用线性函数拟合, 其 R^2 为 0.9938; 由图 1c 可知, 黄

瓜前 5 天的日均灌溉量与黄瓜叶面积可用二次函数拟合，其 R^2 为 0.9212。相较于黄瓜叶面积数据，黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据可方便、直接获得，且准确性更高。故本文用黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据替代黄瓜叶面积数据作为模型输入变量，进行基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测。

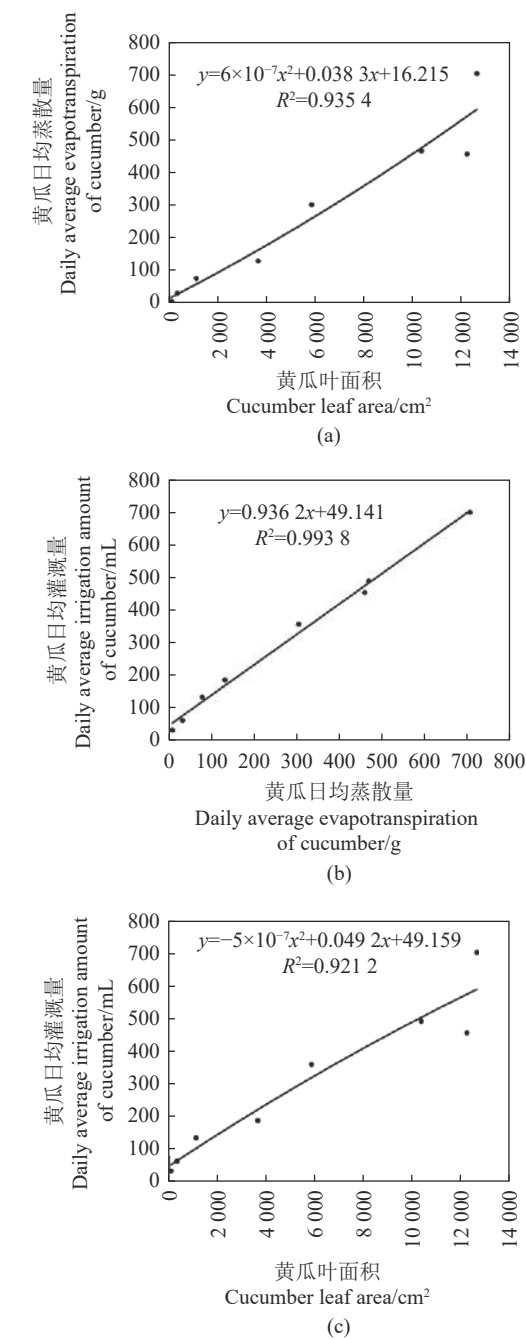


图 1 黄瓜叶面积、黄瓜日均蒸散量与黄瓜日均灌溉量的关系
Fig.1 Relationships among leaf area, daily average evapotranspiration, and daily average irrigation of cucumber plants

2.2 黄瓜蒸散量预测模型对比分析

2.2.1 GRU 模型

本文在 MATLAB R2022a 中进行仿真，数据集中

前 90% 的样本划分为训练集，后 10% 的样本划分为测试集，选用平均绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE）和决定系数（ R^2 ）作为模型评价指标。

为了探索网络结构参数（时间步长及隐含层节点数）对模型预测性能的影响，将时间步长设置为 12、24、36，隐含层节点数设为 5、10、15，进行正交组合，选取 RMSE 与 MAE 相加最小的 GRU 网络结构参数^[19]。不同网络结构参数下的 GRU 模型的评价结果如表 1、2 所示。

表 1 GRU 不同网络参数下的 RMSE
Table 1 RMSE of GRU under different network parameters
(单位: g)

时间步长 Time step	隐含层节点数 Number of hidden layer nodes		
	5	10	15
12	2.4318	2.6083	2.6658
24	2.3279	2.3469	2.3374
36	2.4995	2.3547	2.4304

表 2 GRU 不同网络参数下的 MAE
Table 2 MAE of GRU under different network parameters
(单位: g)

时间步长 Time step	隐含层节点数 Number of hidden layer nodes		
	5	10	15
12	1.6457	1.8546	1.9906
24	1.6744	1.6997	1.6951
36	1.8922	1.8152	1.8680

由表 1、2 可以看出，当时间步长为 24、隐含层节点数为 5 时，GRU 网络在测试集上的 RMSE 与 MAE 均最小，分别为 2.3279、1.6744 g。故将 GRU 网络结构的时间步长设置为 24，隐含层节点数设置为 5。输入层节点数设置为 5，输出层节点数设置为 1；初始化学习率设置为 0.05；批量大小设置为 475，最大迭代次数设置为 500。测试集样本在训练好的最佳网络结构下进行黄瓜蒸散量预测，将测试集的黄瓜蒸散量预测值和实测值进行相关性分析，预测效果较为理想（图 2d），其 R^2 为 0.8577，可以很好地拟合环境因子及作物因子与黄瓜蒸散量之间复杂的非线性关系。

2.2.2 不同模型对比分析

为了验证 GRU 模型在基质栽培黄瓜结果期蒸散量的预测效果，在相同的输入参数条件下，同时利用

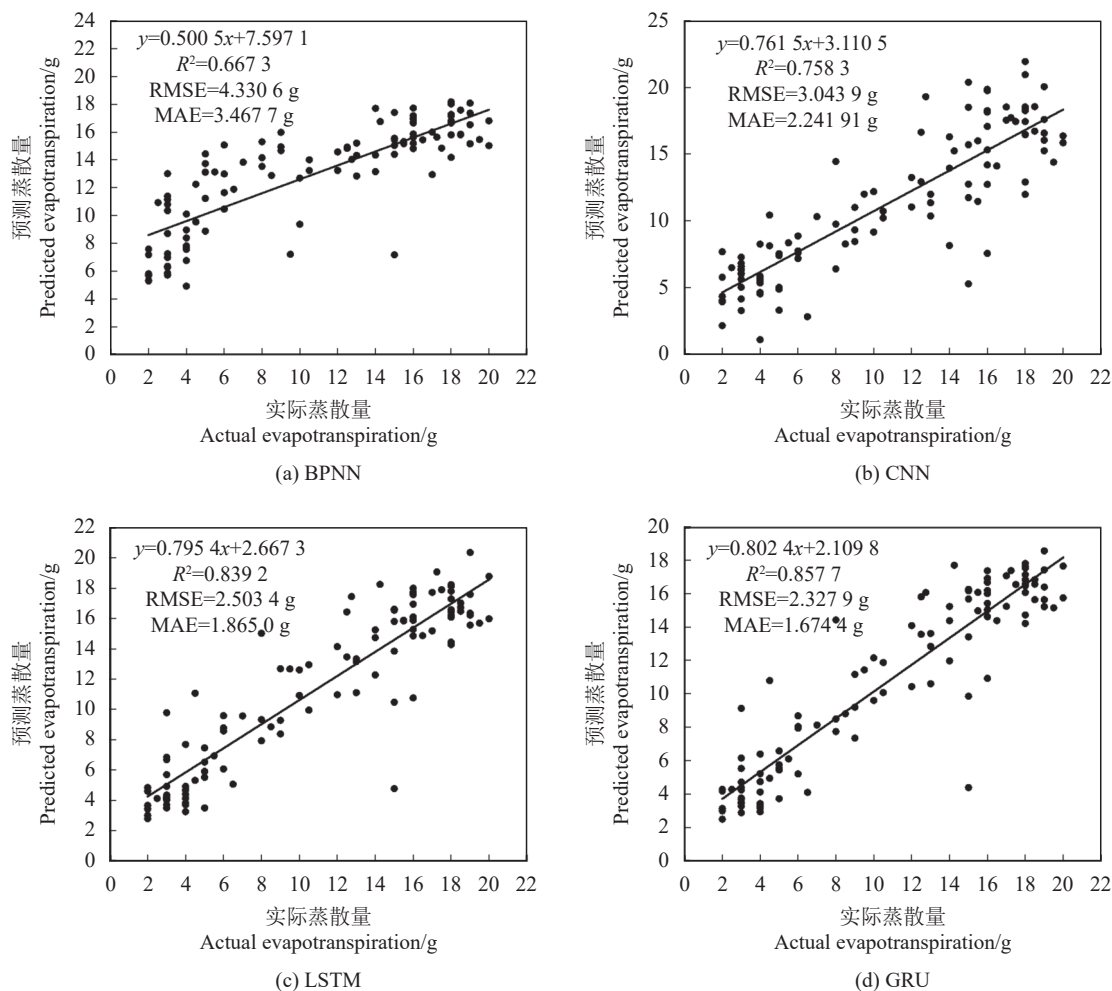


图 2 不同模型预测值与实测值的相关曲线

Fig. 2 Correlation between predicted and measured values by different models

BPNN、CNN 及 LSTM 模型开展基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测效果比较。图 2 显示, 4 种模型拟合曲线 R^2 范围为 0.6673~0.8577, RMSE 范围为 2.3279~4.3306 g, MAE 范围为 1.6744~3.4677 g。相较于 BPNN、CNN 及 LSTM 模型, GRU 模型测试集中的 R^2 分别提高了 28.53%、13.11% 和 2.20%, RMSE 分别降低了 2.0027 g、0.716 g 和 0.1755 g, MAE 分别降低了 1.7933 g、0.7447 g 和 0.1906 g。4 种机器学习模型的基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测结果表明, GRU 模型的预测性能最好, 能够更好地提取数据特征^[19], 具有较好的多因素非线性映射能力。

2.3 黄瓜蒸散量日累积量分析

4 种模型测试集中的黄瓜每日实时累积蒸散量曲线与实测每日实时累积蒸散量曲线如图 3 所示。BPNN 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量曲线与实测每日实时累积蒸散量曲线之间偏差最大, CNN 模型其次, LSTM 和 GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量曲线与实测每日实时累积蒸散量曲线之间偏差

较小。

由图 3 可知, 实测的黄瓜每日实时累积蒸散量在 0~50 g 时, 4 种模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量曲线与实测每日实时累积蒸散量曲线之间的偏差较大。实测的黄瓜每日实时累积蒸散量超过 50 g 时, 4 种模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差在测试集中的表现如表 3 所示。由表 3 可知, 2023 年 5 月 12 日和 2023 年 5 月 14 日, GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差均值及波动均为最小; 2023 年 5 月 13 日, GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差均值稍大于 LSTM 模型, 但其相对误差的波动区间小于 LSTM 模型。综合 4 种模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差在测试集中的表现, GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差最小。由图 3 及表 3 可知, 当实测的黄瓜每日

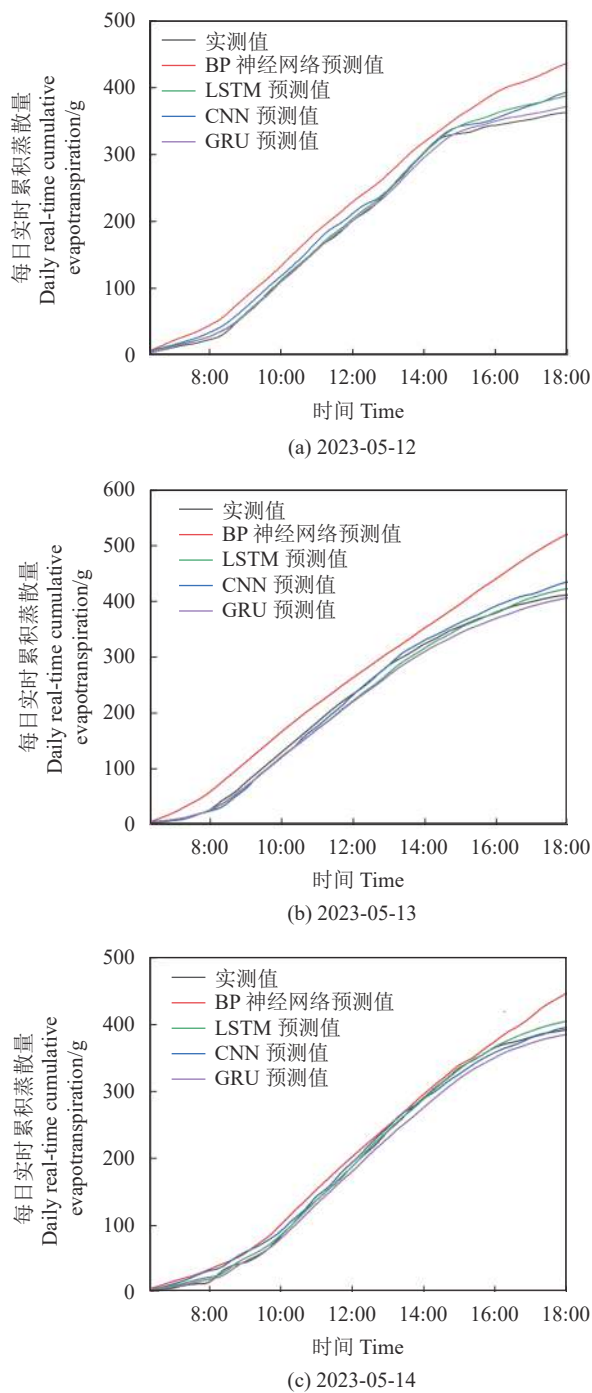


图 3 黄瓜每日实时累积蒸散量曲线

Fig. 3 Daily real-time cumulative evapotranspiration of cucumber plants

实时累积蒸散量达到 50 g 以上，GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差在 0.11%~10.01%。

3 讨论

叶面积是作物蒸散量预测模型中的一个重要输入变量^[19-21]，但叶面积数据难以实时获得。目前，作物叶面积通常采用以下方法获得：利用相机对叶片

表 3 不同模型预测黄瓜每日实时累积蒸散量相对误差
Table 3 Relative error of daily real-time cumulative evapotranspiration of cucumber plants (单位: %)

模型 Model	日期 Date		
	2023-05-12	2023-05-13	2023-05-14
BP神经网络	23.50±20.03	36.69±28.72	17.51±16.35
CNN	8.73±8.73	7.74±7.59	14.27±14.01
LSTM	3.56±3.43	4.85±4.63	6.41±6.35
GRU	2.04±1.93	5.63±4.38	3.24±2.52

拍照，通过 ImageJ 软件计算得到叶片面积^[22]；测量叶片的叶长及叶宽，利用公式计算得到叶片面积^[25]；基于温室小气候环境建立作物生长模型，利用模型预测得到叶片面积^[5,26]。通过相机与 ImageJ 软件结合及公式法等方法得到叶片面积，都难以实时获得叶面积数据；通过作物生长模型预测叶片面积，易受品种、栽培管理及温室内小气候环境等因素的影响，存在通用性、准确性较差等问题。而黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据能够实时、准确获得。故本文用黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据替代黄瓜叶面积数据作为输入变量，进行基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测。

基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型中，不同的网络结构和网络结构参数对模型预测性能有直接影响。李莉等^[19-20]研究认为，应选取 RMSE 最小的网络结构参数设置或 RMSE 与 MAE 相加最小的网络结构参数设置。本文中，以 GRU 网络为例，当时间步长为 24、隐含层节点数为 5 时，RMSE 与 MAE 均最小，故将时间步长设为 24，隐含层节点数设为 5。在相同的网络结构参数设置下，以 R^2 、RMSE 及 MAE 为评价指标^[19-20]，研究不同的网络结构对基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型预测性能的影响。本文中，基于 GRU 的基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型预测效果最好。

本研究中，黄瓜蒸散量预测值为未来 20 min 时间段内的黄瓜蒸散量预测值。为了有效指导基质栽培黄瓜灌溉，对黄瓜蒸散量按时间序列进行累加处理得到黄瓜每日实时累积蒸散量，分析不同模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测的黄瓜每日实时累积蒸散量之间的相对误差，筛选出相对误差最小的基质栽培黄瓜结果期蒸散量预测模型^[27]。本研究中，GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差最小，在 0.11%~10.01%。研究表明，日光温室基质栽培条件下，黄瓜单株单次的灌溉量在 125~250 mL 时，黄

瓜的生长、生理、产量及品质等方面表现较好^[3]。设置黄瓜单株单次的灌溉量为 150 mL, 即黄瓜每日实时累积蒸散量达到 150 g 时灌溉 150 mL, 此时 GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的绝对误差在 0.165~15.015 g, 预测精度能够满足基质栽培黄瓜的灌溉需求, 可用于基质栽培黄瓜灌溉指导。

4 结论

(1) 相较于黄瓜叶面积数据, 黄瓜前 5 天的日均灌溉量数据可方便、直接获得, 且准确性更高。因此在基质栽培黄瓜蒸散量模型预测中, 黄瓜前 5 天的日均灌溉量可替代黄瓜叶面积作为模型输入变量, 降低模型变量获取难度并提高精确度。

(2) BPNN、CNN、LSTM 及 GRU 模型预测结果表明, GRU 模型的预测效果最好, 其 R^2 、RMSE 及 MAE 分别为 0.8577、2.3279 g 和 1.6744 g。

(3) GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量偏差最小, 黄瓜每日实时累积蒸散量超过 50 g 时, GRU 模型预测的黄瓜每日实时累积蒸散量与实测每日实时累积蒸散量之间的相对误差在 0.11%~10.01%, 预测精度能够满足基质栽培黄瓜的灌溉需求, 可为基质栽培黄瓜灌溉提供参考。

参考文献:

- [1] 刘志雄, 陈磊夫, 戴照义, 等. 大棚黄瓜有机生态型无土栽培技术 [J]. 中国瓜菜, 2019, 32 (11): 97-98.
LIU Z X, CHEN L F, DAI Z Y, et al. Organic ecotype soilless culture technology of cucumber in greenhouse [J]. *China Cucurbits and Vegetables*, 2019, 32(11): 97-98. (in Chinese)
- [2] 宋朝义. 黄瓜夏季育苗株型调控及栽培基质粒径研究 [D]. 邯郸: 河北工程大学, 2020
SONG C Y. Study on regulation of plant morphology of cucumber seedling in summer and the particle size of cultivation substrate[D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2020. (in Chinese)
- [3] 哈婷. 基质培黄瓜、番茄、茄子营养液供液制度研究 [D]. 银川: 宁夏大学, 2017
HA T. Studies on supply system of nutrient solution on cucumber, tomato and eggplant under substrate cultivation[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2017. (in Chinese)
- [4] 李银坤, 郭文忠, 韩雪, 等. 基于称重式蒸渗仪实测值的温室茄子日蒸散量估算方法评价 [J]. 中国农业气象, 2020, 41 (3): 129-137.
LI Y K, GUO W Z, HAN X, et al. Evaluation of methods for estimating greenhouse eggplant daily evapotranspiration based on the values of weighing lysimeter measurements [J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2020, 41(3): 129-137. (in Chinese)
- [5] 徐立鸿, 肖康俊, 蔚瑞华. 基于温室环境和作物生长的番茄基质栽培灌溉模型 [J]. 农业工程学报, 2020, 36 (10): 189-196.
XU L H, XIAO K J, WEI R H. Irrigation models for the tomatoes cultivated in organic substrate based on greenhouse environment and crop growth [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(10): 189-196. (in Chinese)
- [6] 赵爽, 闫浩芳, 张川, 等. 基于改进的双作物系数模型与 Priestley-Taylor 模型估算温室黄瓜蒸散量 [J]. 排灌机械工程学, 2023, 41 (8): 849-857.
ZHAO S, YAN H F, ZHANG C, et al. Estimation of cucumber evapotranspiration in greenhouse based on improved dual crop coefficient model and Priestley-Taylor model [J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2023, 41(8): 849-857. (in Chinese)
- [7] 姚勇哲, 李建明, 张荣, 等. 温室番茄蒸腾量与其影响因子的相关分析及模型模拟 [J]. 应用生态学报, 2012, 23 (7): 1869-1874.
YAO Y Z, LI J M, ZHANG R, et al. Greenhouse tomato transpiration and its affecting factors: Correlation analysis and model simulation [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2012, 23(7): 1869-1874. (in Chinese)
- [8] 冀泽宇. 外源多巴胺对黄瓜霜霉病的缓解效应及其机理研究 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2022
JI Z Y. Alleviation effect and mechanism of exogenous dopamine on cucumber downy mildew[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2022. (in Chinese)
- [9] 李晨, 李王成, 赵自阳, 等. 宁夏引黄灌区几种参考作物蒸散量计算方法适用性及修正研究 [J]. 中国农村水利水电, 2019, (11): 54-59,65.
LI C, LI W C, ZHAO Z Y, et al. The applicability and correction of calculation methods for several reference crop evapotranspiration in Ningxia Yellow River irrigation districts [J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2019(11): 54-59,65. (in Chinese)
- [10] 郑勇东, 赵全明, 张馨, 等. 基于 Lora 无线技术的多路盆栽植物蒸散测量系统研发 [J]. 节水灌溉, 2020, (3): 77-84.
ZHENG Y D, ZHAO Q M, ZHANG X, et al. Development of multi-channel potted-plant evapotranspiration measurement system based on lora wireless technology [J]. *Water Saving Irrigation*, 2020(3): 77-84. (in Chinese)
- [11] 王怡宁, 朱月灵. 蒸渗仪国内外应用现状及研究趋势 [J]. 水文, 2018, 38 (1): 81-85.
WANG Y N, ZHU Y L. Application status and research trend of domestic and foreign lysimeter [J]. *Journal of China Hydrology*, 2018, 38(1): 81-85. (in Chinese)
- [12] KACIRA M, LING P P. Design and development of an automated and non-contact sensing system for continuous monitoring of plant health and growth[J]. *Transactions of the ASAE American Society of Agricultural Engineers*, 2001, 44(4): 989-996.
- [13] 李亮斌, 姜晟, 王卫星, 等. 基于无线传感器网络的农村供水厂水质监测节点的设计 [J]. 湖南农业大学学报 (自然科学版), 2016, 42 (2): 212-216.
LI L B, JIANG S, WANG W X, et al. Design of wireless sensor

- network node for monitoring water quality of rural water supply plant [J]. *Journal of Hunan Agricultural University (Natural Sciences)*, 2016, 42(2): 212–216. (in Chinese)
- [14] ZHANG M H, LI X, WANG L L. An adaptive outlier detection and processing approach towards time series sensor data[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 175192–175212.
- [15] HUANG S, YAN H F, ZHANG C, et al. Modeling evapotranspiration for cucumber plants based on the Shuttleworth-Wallace model in a Venlo-type greenhouse[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 228: 105861.
- [16] AHMADI F, MEHDIZADEH S, MOHAMMADI B, et al. Application of an artificial intelligence technique enhanced with intelligent water drops for monthly reference evapotranspiration estimation[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 244: 106622.
- [17] MOHAMMADI B, MEHDIZADEH S. Modeling daily reference evapotranspiration via a novel approach based on support vector regression coupled with whale optimization algorithm[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 237: 106145.
- [18] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735–1780.
- [19] 李莉, 李伟, 耿磊, 等. 基于 RF-GRU 的温室番茄结果前期蒸腾量预测方法 [J]. *农业机械学报*, 2022, 53 (3): 368–376.
- LI L, LI W, GENG L, et al. Prediction method of greenhouse tomato transpiration in early fruiting stage based on RF-GRU [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(3): 368–376. (in Chinese)
- [20] 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 L, LI W J, MA D X, 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)
- [21] GONG X W, LIU H, SUN J S, et al. Comparison of Shuttleworth-Wallace model and dual crop coefficient method for estimating evapotranspiration of tomato cultivated in a solar greenhouse[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 217: 141–153.
- [22] 高建昌, 郭广君, 国艳梅, 等. 平台扫描仪结合 ImageJ 软件测定番茄叶面积 [J]. *中国蔬菜*, 2011, (2): 73–77.
- GAO J C, GUO G J, GUO Y M, et al. Measuring plant leaf area by scanner and ImageJ software [J]. *China Vegetables*, 2011(2): 73–77. (in Chinese)
- [23] 姜含露, 周利明, 马明, 等. 基于多条件时间序列的免耕播种机作业数据清洗方法 [J]. *农业机械学报*, 2022, 53 (1): 85–91.
- JIANG H L, ZHOU L M, MA M, et al. Data cleaning method of No-tillage seeder monitoring data based on multi-conditional time series [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(1): 85–91. (in Chinese)
- [24] 裴孝伯, 李世诚, 张福漫, 等. 温室黄瓜叶面积计算及其与株高的相关性研究 [J]. *中国农学通报*, 2005, 21 (8): 80–82.
- PEI X B, LI S C, ZHANG F M, et al. Study on leaf area calculation and its correlation with plant height of cucumber in greenhouse [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2005, 21(8): 80–82. (in Chinese)
- [25] 李艳大, 孙滨峰, 曹中盛, 等. 基于作物生长监测诊断仪的双季稻叶面积指数监测模型 [J]. *农业工程学报*, 2020, 36 (10): 141–149.
- LI Y D, SUN B F, CAO Z S, et al. Model for monitoring leaf area index of double cropping rice based on crop growth monitoring and diagnosis apparatus [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(10): 141–149. (in Chinese)
- [26] 龙泽昊, 秦其明, 张添源, 等. 基于长短期记忆网络的冬小麦连续时序叶面积指数预测 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40 (3): 898–904.
- LONG Z H, QIN Q M, ZHANG T Y, et al. Prediction of continuous time series leaf area index based on long short-term memory network: A case study of winter wheat [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2020, 40(3): 898–904. (in Chinese)
- [27] 李时雨. 日光温室椰糠袋培条件下黄瓜的灌溉模式研究 [D]. 泰安: 山东农业大学, 2018
- LI S Y. Study on the irrigation mode of cucumber under the condition of culture coconut bag in solar greenhouse[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2018. (in Chinese)

(责任编辑：翁志辉)