

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.039

基于 RF - GRU 的温室番茄结果前期蒸腾量预测方法

李莉¹ 李伟¹ 耿磊¹ 李文军² 孙泉¹ SIGRIMIS N A³

- (1. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;
2. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;
3. 雅典农业大学农业工程系, 雅典 11855)

摘要: 针对温室番茄无法按需灌溉问题,提出了随机森林(Random forest, RF)结合门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)神经网络的温室番茄结果前期蒸腾量预测方法,并开发了一套基于番茄蒸腾量的智慧灌溉系统。基于物联网实时获取数据,采用 RF 算法对影响温室番茄蒸腾量的变量进行特征重要性排序,选取作物相对叶面积指数、温室内空气温度、相对湿度、光照强度、光合有效辐射、基质含水率和基质温度作为模型的输入变量,在此基础上,构建了基于 GRU 的番茄蒸腾量预测模型。试验结果表明:RF - GRU 在番茄蒸腾量预测中具有准确的预测效果,决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)分别为 0.949 0、10.96 g 和 5.80 g。同时,基于此模型进行指导灌溉相比于定时灌溉,在番茄长势基本相同的情况下,灌溉量降低了 20%,可为实际生产提供参考。

关键词: 温室番茄; 智慧灌溉; 蒸腾量预测; 随机森林; 门控循环单元

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)03-0368-09 OSID: 

Prediction Method of Greenhouse Tomato Transpiration in Early Fruiting Stage Based on RF - GRU

LI Li¹ LI Wei¹ GENG Lei¹ LI Wenjun² SUN Quan¹ SIGRIMIS N A³

- (1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China
3. Department of Agricultural Engineering, Agricultural University of Athens, Athens 11855, Greece)

Abstract: Taking greenhouse tomatoes as the research object, a forecasting method of transpiration of greenhouse tomatoes was proposed based on the real-time data of the Internet of things and random forest (RF) combined with gated recurrent unit (GRU) neural network. Firstly, the main factors affecting transpiration change collected by the sensor were preprocessed and RF was used to order the characteristic importance of the variables affecting the transpiration of tomato in greenhouse. Crop phenotypic parameters, including relative leaf area index, ecological parameters in greenhouse and cultivation environment parameters, including air temperature, relative humidity, light intensity, photosynthetically active radiation, substrate moisture content and substrate temperature were chosen as the input variables of the model. On this basis, a prediction model based on GRU was established to predict the transpiration of tomato. Finally, this model was compared with other models. At the same time, based on this model, a set of intelligent irrigation equipment was developed, which took the substrate water as the irrigation starting point and the predicted transpiration as the irrigation amount. The experimental results fully showed that the RF - GRU model had accurate prediction effect in tomato transpiration prediction and showed good feature learning ability in agricultural big data mining. The determination coefficient (R^2), root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) were 0.949 0, 10.96 g and 5.80 g, respectively. Compared with RF - LSTM and RF - RNN methods, the R^2 was increased by 1.46% and

3.78% , the root mean square error was decreased by 1.38 g and 3.24 g, and the mean absolute error was decreased by 1.77 g and 0.14 g, respectively. At the same time, compared with regular irrigation, the intelligent irrigation system designed based on this model reduced the irrigation amount by 20% when the tomato growth was basically the same. This study could provide a reference for the research of greenhouse crop water requirements and it can be applied to water-saving greenhouse irrigation.

Key words: greenhouse tomato; intelligent irrigation; transpiration prediction; random forest; gated recurrent unit

0 引言

我国农业用水占总用水量的 60% 以上,由于水资源分配不均,部分地区缺水现象十分严重^[1-4];同时,我国又面临着人口老龄化问题,未来农业耕种问题尤为突出。因此,推动农业自动化、智慧化发展是我国的当务之急,通过智能监控、自动控制等手段实现农业的智慧化管理尤为重要^[5]。

植株蒸腾过程能够促进水分和养分的吸收和运转,降低植物温度,对作物的光合作用和干物质积累起着重要作用^[6-8],准确模拟温室作物蒸腾,并以此为依据制定科学合理的灌溉制度对节约用水、实现按需灌溉具有重要意义^[9-11]。

目前 Penmen-Monteith 模型是温室作物蒸腾估算研究中应用最广泛和有效的机理模型^[12-13],该模型综合了辐射项和空气动力学项,具有充分的理论基础,已经在世界各地、各种气候类型下通过蒸渗仪进行了验证^[14-15]。然而其最大的缺陷是需要较为完备的气象数据,且对数据质量有严格的要求,所以其应用受到一定的限制^[16-17]。

针对作物蒸腾量预测方法国内外学者进行了大量研究。OLUTOBI 等^[18]利用系统辨识方法,以入射辐射、水汽压差和叶面积指数为输入建立了一个数据驱动的植物蒸腾动力学预测模型,实时监测水分状况;HACENE 等^[19]建立了考虑基质-植物-大气连续体水分平衡的辐射子模型和作物子模型相结合的 CFD 模型,可以帮助定义灌溉制度,同时使用较少的水用于灌溉;崔宁博等^[20]以最高气温、最低气温、相对湿度、日照时数和风速为输入构建了基于 MEA-BPNN 的西北旱区蒸腾量预测模型,具有较强的泛化能力和预测精度。上述涉及的预测方法在处理大数据上缺少鲁棒性,并且主观选择输入变量、未对输入变量进行筛选,导致模型普遍缺乏长效性和扩展能力,不能完全反映数据的本质特征。

循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)将时序的概念引入网络结构设计中,使其在时序数据分析中表现出更强的适应性^[21-22]。在 RNN 结构中引入门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU),

通过门的控制,决定历史数据序列的权重,在实践过程中降低训练复杂性、缩短训练时间。

本文提出基于随机森林(Random forest, RF)与门控循环单元相结合的温室番茄蒸腾量预测模型,该模型首先利用 RF 对影响番茄蒸腾量变化的变量进行重要性选择,然后将筛选出的环境变量输入基于 RF-GRU 的番茄蒸腾量预测模型,并以该模型指导灌溉,为温室栽培高效节水灌溉提供参考。

1 材料与方法

1.1 试验地点

选取中国农业大学信息与电气工程学院小型日光温室(40°N,116°21'E)作为数据获取的试验区域,该温室南北向布局,尺寸为 4.5 m×3.2 m×2.5 m,属半干旱半湿润季风气候区,番茄栽培试验于 2020 年 9—11 月进行。

1.2 试验方案

试验分为番茄累计蒸腾量预测模型和模型验证两部分,试验作物均使用粉冠品种番茄,并针对番茄的结果前期(即幼苗期至开花坐果期)蒸腾量模型进行研究。使用柱状盆进行基质栽培,盆上口径 23 cm,底径 18 cm,高 21 cm,种植容积 2 L。将草炭、蛭石和珍珠岩按体积比 3:1:1 进行均匀混合作为番茄栽培的基质。灌溉方式采用滴灌方式,以确保水分在渗透基质的过程中保持平缓运移^[23]。

1.2.1 番茄累计蒸腾量预测试验

选取 5 株番茄进行试验,随机选取其中 2 株放置在电子秤上称量,以获得番茄蒸腾量。番茄于 9 月 5 日定植,定植后缓苗 7 d,之后每 2 d 灌溉 300 mL 纯净水,每周利用美乐棵浓缩营养液对植株进行施肥,其氮、磷、钾配比为 15:7:8。检测番茄生长时期的各环境因子与番茄表层图像。

1.2.2 模型验证试验

选取 10 株番茄分为 2 组处理(T1、T2),T1 采取定时灌溉,每 2 d 灌水 300 mL;T2 按照本文的蒸腾量模型指导灌溉,以土壤传感器实时测得的基质含水率作为灌溉起始点的标准,当基质含水率低于 35% 时启动灌溉,灌溉量为上次灌溉后至此次灌溉

之间的番茄预测累计蒸腾量。此外番茄管理方式除灌溉外与实际生产管理方式完全一致,且保证番茄的正常发育,无病虫害发生。

1.3 灌溉系统设计

基于番茄蒸腾量的智慧灌溉系统如图 1 所示,由信息采集组件、智慧决策组件与灌溉控制组件组成。其中信息采集组件包括空气温湿度传感器、光照强度传感器、光合有效辐射传感器、基质温湿度传感器与摄像头;智慧决策组件由租赁的云服务器与控制模型构成;灌溉控制组件包括继电器、潜水泵、电磁阀、流量计、滴灌带、滴箭。

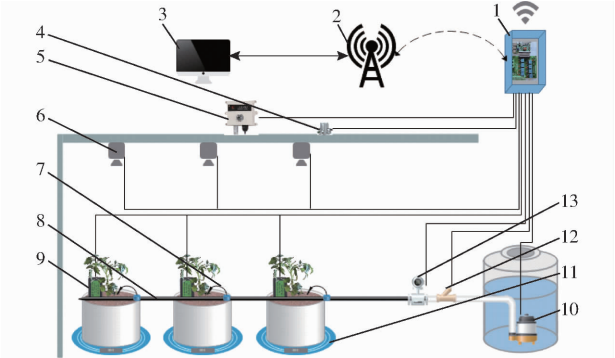


图 1 温室番茄智慧灌溉系统结构图
Fig. 1 Structure diagram of greenhouse tomato intelligent irrigation system

1. 灌溉控制组件 2. 基站 3. 云服务器 4. 光合有效辐射传感器 5. 空气温湿度及光照强度传感器 6. 摄像头 7. 滴箭 8. 滴灌带 9. 土壤水分传感器 10. 潜水泵 11. 电子秤 12. 电磁阀 13. 流量计

信息采集组件采用树莓派作为系统核心控制器,外围连接环境参数传感器与摄像头,并通过 GPRS 将采集的信息传输到云服务器的数据库中。智慧决策组件核心是运行在云服务器中的代码,代码分为两部分:①将信息采集组件传输的信息存储到数据库中以便后期可视化显示与分析。②将数据输入到已训练好的模型中,输出控制信号并传送到灌溉控制组件。灌溉控制组件以 STM32 单片机作为主控,通过 GPRS 接收云服务器中发送的控制信息,控制继电器的开关继而控制潜水泵与电磁阀,实现灌溉控制。其流程图如图 2 所示。

1.4 试验数据获取

试验数据利用 1.3 节的信息采集组件获取,主要包括 Raspberry Pi 3B(树莓派)、GPRS 无线通信模块、传感器(空气温湿度传感器、光照强度传感器、光合有效辐射传感器、基质温湿度传感器)与摄像头,其在温室内布置如图 3 所示。

各传感器采集温室内空气温度(T_a)、相对湿度(RH)、光照强度(LI)、光合有效辐射(PAR)、基质

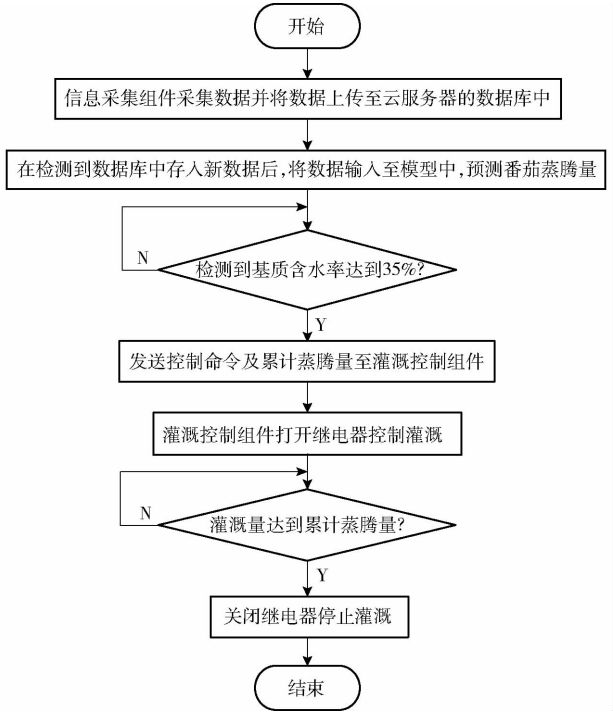


图 2 灌溉系统工作流程图
Fig. 2 Workflow chart of irrigation system



图 3 监测系统温室布设示意图
Fig. 3 Monitoring system layout drawing in greenhouse
1. 基质温湿度传感器 2. 光合有效辐射传感器 3. 光照强度与温湿度传感器 4. 摄像头

含水率(M_s)、基质温度(T_s)等温室生态及栽培环境数据,并将数据上传至树莓派中。树莓派经过预处理将信息通过 GPRS 模块上传至远程数据库中,同时从中国气象局获取当地气象数据如室外空气温度(T_o)、相对湿度(RH_o)以及风速(WS)。数据采集时间为每日 06:30—17:30,间隔 5 min 上传一组数据。选取 10 月 7—29 日在线采集的共计 3 059 组样本数据作为数据源,其中 1 995 组样本作为训练集,1 064 组样本作为测试集,分别用来训练和验证温室番茄蒸腾量模型性能。

番茄相对叶面积指数(RLAI)通过安装在植株顶部的摄像头拍摄图像后经由图像处理获得。其具体流程如图 4 所示。处理后的番茄图像如图 5 所示。

遍历二值化图像的像素点计算作物相对叶面积指数,计算式为

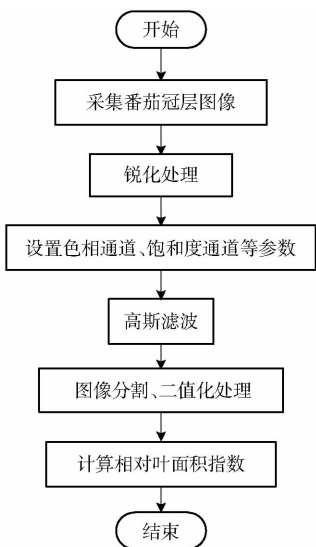


图 4 番茄相对叶面积指数获取流程图
Fig. 4 Flow chart of obtaining tomato relative leaf area index

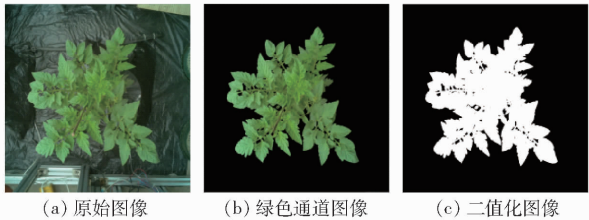


图 5 处理后番茄图像
Fig. 5 Image processing to obtain RLAI

$$RLAI = \frac{S_L}{S_A} \times 100\% \tag{1}$$

式中 $RLAI$ ——相对叶面积指数
 S_L ——图像中叶片的像素数
 S_A ——图像所有像素数总和

单株番茄实时蒸腾量通过称量法获取^[24]。具体方法是,在处理前 1 d,对植株进行充分灌水使基质水分尽量达到饱和。称量法的示意图如图 6 所示,将烧杯放置在栽培盆支架下方,用于收集基质渗透的水分,每隔 5 min 用精密电子秤(ACS-Z 系列,上海友声衡器有限公司,量程 30 kg,精度 ± 1 g)对



图 6 单株番茄称量系统
Fig. 6 Single plant tomato weighing system

盆栽和烧杯(500 mL)的总质量(W_1 、 W_2 、 $\cdots$ 、 W_N)进行称量,再计算单株番茄的实际蒸腾量。计算式为

$$ET_N = W_N - W_{N-1} \tag{2}$$

式中 ET_N ——番茄在时刻 N 之前的 5 min 内的蒸腾量

W_N ——番茄在时刻 N 的质量

W_{N-1} ——番茄在时刻 $N-1$ 的质量

试验过程中,番茄茎秆周边基质上覆盖塑料薄膜以防止基质水分蒸发对测量造成影响,进一步提高番茄实际蒸腾量的获取精度。

2 番茄蒸腾量预测模型

2.1 随机森林算法

RF 算法是一种基于分类和回归树的机器学习算法^[25]。RF 利用 bootstrap 重复抽样及枝叶节点分裂等技术^[26],从原始样本数据集中有放回地重复随机抽取 n 个样本,利用新的样本数据集来训练决策树。原始训练样本中约有 37% 的数据未被抽取,这些数据称为袋外数据(Out of bag, OOB),将构建 n 棵决策树组成随机森林,OOB 作为 RF 的测试样本,根据决策树的投票分数得到最优的分类结果^[27]。

基于 RF 变量选择的基本步骤^[28]为:

(1)假设原始样本数据集为 N ,各影响变量分别为 x_1 、 x_2 、 $\cdots$ 、 x_k ,利用自助法重采样技术有放回地随机抽取 n 个样本,应用这 n 个新的样本数据集构建 n 棵决策树,没有被抽取的数据构成 b 个 OOB。

(2)构建 n 棵决策树时,对每棵决策树对应的 OOB 进行投票,获得 n 个样本 OOB 中每一个样本的投票分数,记为 $mark_1$ 、 $mark_2$ 、 $\cdots$ 、 $mark_b$ 。

(3)将变量 x_i 的数值在 b 个 OOB 样本中的顺序作随机改变,形成新的 OOB 测试样本,然后用已建立的 RF 对新的 OOB 进行投票,根据判别正确的样本数得到每一个样本的投票分数,可以表示为

$$A = \begin{bmatrix} mark_{11} & mark_{12} & \cdots & mark_{1b} \\ mark_{21} & mark_{22} & \cdots & mark_{2b} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ mark_{n1} & mark_{n2} & \cdots & mark_{nb} \end{bmatrix} \tag{3}$$

(4)用 $mark_1$ 、 $mark_2$ 、 $\cdots$ 、 $mark_b$ 与式(1)对应的向量和 i 行向量相减,求和平均后得变量 x_i 的重要性评分,实际上表示了每种特征对分类的贡献量,能够衡量特征的单独分类能力,有助于确定分类过程中特征的重要性,从而为特征选择提供依据。重要性评分计算式为

$$score_i = \sum_{j=1}^b \frac{mark_j - mark_{ij}}{b} \tag{4}$$

式中 b ——随机森林中 OOB 的数量

$mark_{ij}$ ——变量 x_i 置换前第 i 棵树的 OOB 误差率

$mark_{ij}$ ——变量 x_i 置换后第 i 棵树的 OOB 误差率(平均袋外数据误差)

2.2 门控循环单元网络

长短期记忆(LSTM)是一种改进的 RNN,可以学习长期依赖信息。CHUNG 等^[29]对 LSTM 神经网络进行了改进,优化了门限的个数,提出了 GRU 神经网络。GRU 保持了 LSTM 效果的同时又使结构更加简单,减少了训练参数,提高了模型训练的速度。与 LSTM 相比,GRU 去除了细胞状态,使用隐藏状态来进行信息的传递。它只包含更新门和重置门。更新门的作用类似于 LSTM 中的遗忘门和输入门,用来控制信息输入和细胞历史状态信息的保留,重置门用于决定遗忘先前信息的程度。

设输入序列为 $(x_1, x_2, \cdots, x_t)$, 隐含层状态为 $(h_1, h_2, \cdots, h_t)$, 则在 t 时刻有

$$z_t = \sigma(w_z[h_{t-1}, x_t] + b_z) \tag{5}$$

$$r_t = \sigma(w_r[h_{t-1}, x_t] + b_r) \tag{6}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(w_h[r_t h_{t-1}, x_t] + b_h) \tag{7}$$

$$h_t = (1 - z_t)h_{t-1} + z_t\tilde{h}_t \tag{8}$$

式中 z_t ——更新门 r_t ——重置门

h_{t-1} ——前一时刻隐含层单元的输出信息

$\tilde{h}_t$ ——经过重置门处理后的输出候选值

h_t ——当前输出信息

w_z ——更新门中与 h_{t-1} 和 x_t 向量连接的权重矩阵

w_r ——重置门中与 h_{t-1} 和 x_t 向量连接的权重矩阵

w_h ——求取输出候选值 $\tilde{h}_t$ 和 x_t 权重矩阵

b_z, b_r, b_h ——各函数的偏移

σ ——sigmoid 函数

$\tanh()$ ——双曲正切函数

2.3 基于 RF-GRU 的番茄蒸腾量预测模型

基于上述原理,为了提高预测模型的精度,本文预测番茄蒸腾量的主要步骤包括数据获取及数据预处理、蒸腾量关键影响因子选择、门控循环单元网络模型构建、番茄蒸腾量预测,具体的番茄蒸腾量预测流程如图 7 所示。

预测步骤如下:

(1)通过树莓派参数监测系统和中国气象局获取温室内生态及栽培环境参数(Ta、RH、LI、PAR、Ms、Ts)、温室外气象参数(To、RHo、WS)和作物表型参数(RLAI),共同组成原始数据集,并对采集到的数据进行异常值剔除和归一化预处理。

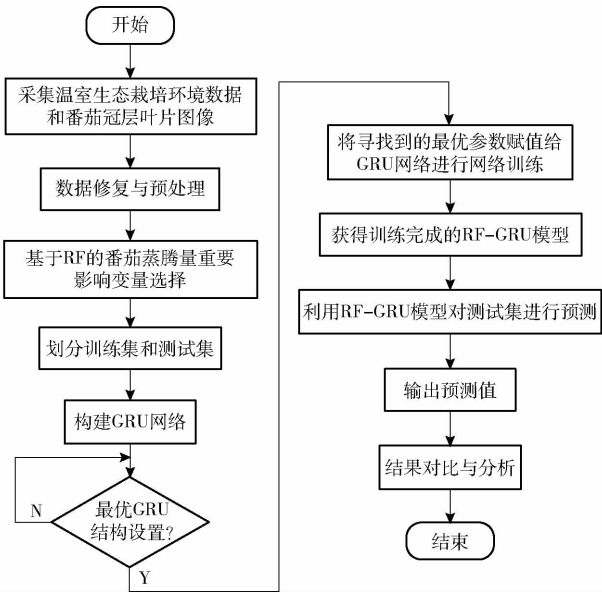


图 7 基于 RF-GRU 的番茄蒸腾量预测模型流程图

Fig. 7 Flow chart of tomato transpiration prediction model based on RF-GRU

(2)利用 RF 算法计算温室内外各个环境变量及 RLAI 的重要性,获取各个参数变量的重要性并进行排序,选择出番茄蒸腾量的重要影响变量,得到最终的辅助变量数据样本,并划分为训练样本集及测试样本集。

(3)对 GRU 模型进行初始化设置,将训练样本数据集输入模型,不断调整模型参数,直到获取最优网络参数设置,得到最终的番茄蒸腾量预测模型。

(4)采用测试样本测试番茄蒸腾量预测模型性能,与其他预测模型进行对比分析,实现番茄蒸腾量的精确预测。

3 结果与分析

3.1 基于 RF 算法的参数选择

番茄蒸腾量容易受到温室内外温度、湿度等多种环境因素的影响,具有非线性、非平稳、交叉耦合性强等特点,以所有的环境因素作为模型的输入来预测番茄蒸腾量会使网络结构过于庞大,并且增加硬件监测成本。因此,本文利用 RF 算法对影响番茄蒸腾量的各个参数变量进行重要性评价,得到各个参数变量的重要性并进行排序,选出对番茄蒸腾量影响较大的变量。利用 RF 算法进行变量选择,输入 RF 的数据为温室内部的 Ta、RH、LI、PAR、Ms、Ts,温室外部气象数据 To、RHo、WS 和 RLAI。基于 RF 的温室内外变量重要性的数据分析结果如图 8 所示。

由图 8 可知,相对于其他影响变量,RLAI、LI、PAR、Ta、RH、Ms 和 Ts 的重要性评分均达到了 0.1 以上,对番茄蒸腾量影响贡献度更大。对番茄蒸腾

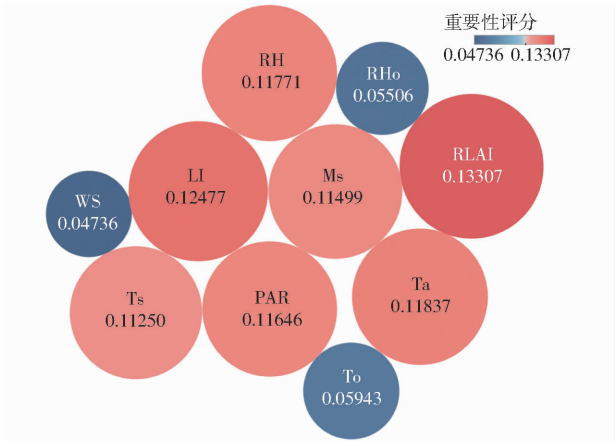


图 8 基于 RF 的温室内外变量重要性分析结果
Fig. 8 Analysis results of importance of variables inside and outside greenhouse based on RF

直接影响最大的是 RLAI,达到了 0.133 07,原因在于番茄植株主要通过叶片表面进行蒸腾作用,LI 和 PAR 主要通过对 RLAI 和 Ta 的增强作用对蒸腾间接产生正影响,RH 主要通过对 Ta 的限制作用对蒸腾间接产生负影响,Ms 主要通过对 RLAI 的增强作用对蒸腾间接产生正影响,Ts 主要影响基质中植物、微生物还有土壤肥力,这些环境的改变影响植物根系的生长从而间接影响地上部生长,而温室外环境因素影响较小,均未达到 0.06。为了减小模型复杂度,本试验选择 RLAI、LI、PAR、Ta、RH、Ms 和 Ts 7 个变量作为参数筛选结果,对番茄蒸腾量进行预测。

3.2 GRU 模型构建

根据 3.1 节试验结果,RF-GRU 模型的输入变量选择 RLAI、LI、Ta、RH、PAR、Ms 和 Ts。为了探索网络结构参数(时间步长及隐含层节点数)对模型学习性能的影响,将时间步长设置为 1、3、5,隐含层节点数设为 50、100、150,对其进行正交组合,选取均方根误差(RMSE)与平均绝对误差(MAE)相加最小的 GRU 网络结构设置。9 次试验对应的不同网络结构下的 GRU 模型的 RMSE 和 MAE 如表 1、2 所示。

表 1 GRU 不同网络参数下番茄蒸腾量的 RMSE
Tab.1 RMSE of GRU under different network parameters

parameters					g
步长	隐含层节点数			均值	
	50	100	150		
1	11.22	10.67	10.91	11.15	
3	11.43	11.01	12.97		
5	10.44	10.85	10.81		

从表 1、2 可以看出,当时间步长为 5、隐含层节点数为 50 时,GRU 网络在测试集上的 RMSE 与 MAE 达到最小,分别为 10.44、3.37 g。

表 2 GRU 不同网络参数下番茄蒸腾量的 MAE
Tab.2 MAE of GRU under different network parameters

步长	隐含层节点数			均值
	50	100	150	
1	5.45	3.62	4.72	4.73
3	5.88	4.07	8.22	
5	3.37	3.56	3.72	

故将 RF-GRU 模型输入层的时间步长设置为 5,隐含层节点数设置为 50;输出变量的个数为 1,即番茄蒸腾量;学习率为 0.001,批量大小为 133 和最大迭代次数为 200。采用测试样本在已训练的最佳网络进行模型性能测试,将测试集的预测值和称重法得到的蒸腾量进行相关性分析,整体预测精度较为理想,其决定系数 R^2 达到 0.949 0,如图 9 所示。可以很好地拟合环境因子以及作物因子与番茄蒸腾量之间复杂的非线性关系。

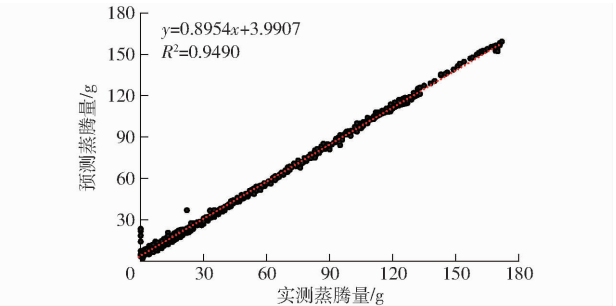


图 9 RF-GRU 模型蒸腾量预测值与实测值的相关性曲线
Fig. 9 Correlation curves between predicted and measured transpiration of RF-GRU model

3.3 RF-GRU 模型对比

为了验证在相同输入参数条件下模型的性能,更好地说明 RF-GRU 模型在番茄蒸腾量预测中的优越性,本文同时利用 GRU、RF-LSTM 及 RF-RNN 模型对番茄蒸腾量进行预测并对比分析。其中 RF-LSTM、RF-RNN 模型是将经过 RF 筛选出的 7 个变量作为输入,GRU 是将全部参数变量作为输入。

4 个算法在相同的运算环境和输入参数条件下,番茄蒸腾量的变化曲线如图 10 所示。由图 10 可知,RF-GRU 和 GRU 的预测值更加接近真实值,且变化趋势几乎一致,其中 2 d 蒸腾量较低,但预测效果良好,普适性较强。

同时,得到 RF-GRU、RF-LSTM、RF-RNN 及 GRU 模型的绝对误差曲线(图 11)。由图 11 可知,RF-GRU 和 GRU 误差波动较小,最大误差在 10 g 以内,而其他 2 种算法曲线变化波动明显较大,最大误差分别达到了 20、30 g。因此,本文所提算法性能明显优于其他算法性能,并且算法受样本数量变化

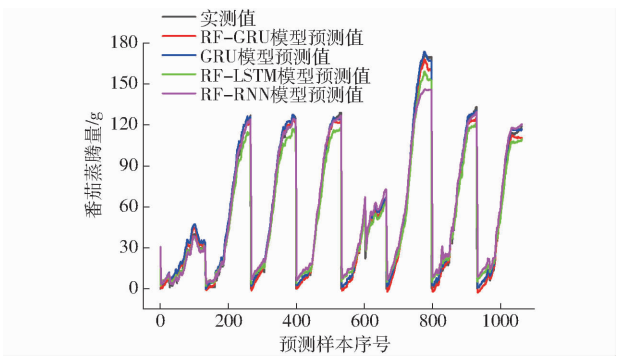


图 10 4 种模型在测试集的蒸腾量预测值变化曲线
Fig. 10 Variation curves of transpiration predicted values of four models in test set

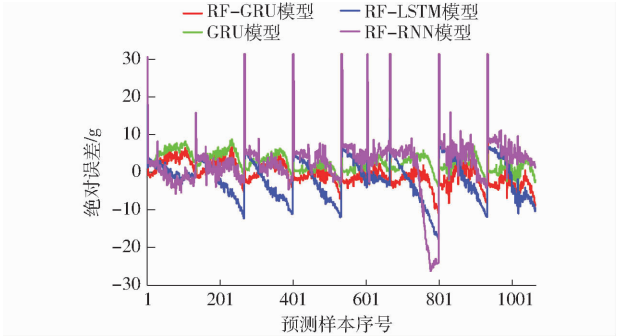


图 11 4 种模型的绝对误差变化曲线
Fig. 11 Absolute error comparison of four models

影响较小,再次证明了 RF-GRU 具有较高的泛化能力和良好的稳定性。

RF-GRU、GRU、RF-LSTM 及 RF-RNN 模型在测试样本的具体评价指标值如表 3 所示。从表 3 可得,GRU、RF-LSTM 及 RF-RNN 方法对番茄蒸腾量预测的 R^2 分别为 0.954 1、0.935 3 和 0.914 4,而本文提出 RF-GRU 模型的 R^2 为 0.949 0,比 GRU 模型仅降低了 0.005 1,但降低了模型的复杂度,比 RF-LSTM 和 RF-RNN 模型分别提高了 0.013 7 和 0.034 6。尽管 RF-RNN 模型运行时间 t 最短 (11.3 s),但 RF-RNN 误差范围波动更大,其预测性能较差。同时,基于 RF-GRU 模型的 RMSE (10.96 g) 和 MAE (5.8 g) 小于基于 RF-LSTM 模型的 RMSE (12.34 g)、MAE (7.57 g) 和 RF-RNN 模型的 RMSE (14.20 g)、MAE (5.94 g),表明 RF-GRU 模型能够有效地提高番茄蒸腾量预测精度。

表 3 4 种模型预测温室番茄蒸腾量性能对比
Tab.3 Comparison of four models for predicting tomato transpiration in greenhouse

模型	RMSE/g	MAE/g	R^2	t/s
RF-GRU	10.96	5.80	0.949 0	16.3
GRU	10.40	3.38	0.954 1	16.9
RF-LSTM	12.34	7.57	0.935 3	19.1
RF-RNN	14.20	5.94	0.914 4	11.3

3.4 RF-GRU 模型验证试验结果

将训练好的 RF-GRU 模型置于云服务器中,实时访问数据库中的新数据,以这些数据作为模型输入,进行蒸腾量预测,并在基质含水率达到 35% 时,向灌溉控制节点的 GPRS 模块发送灌溉指令与累计蒸腾量。

灌溉控制节点以 STM32 作为控制核心,通过 GPRS 模块接收云服务器发送的控制信号,基于控制信号来控制继电器的开关继而控制潜水泵与电磁阀工作,从而实现灌溉控制。同时,STM32 通过水流量传感器实时监测灌溉量,并在灌溉量达到接收的累计蒸腾量后,关闭灌溉。

番茄于 11 月 2 日定植,自定植后 28 d 内每 7 d 测定一次两组番茄的株高、茎粗,每天计算一次番茄的相对叶面积指数,并记录灌溉次数与灌溉量。将植株由茎基部到主茎顶端生长点的自然长度作为株高,茎基部 1 cm 处的直径作为茎粗,相对叶面积指数通过 1.4 节方法计算。将每组番茄的测定结果取平均值作为本组的综合指标。

两组番茄的平均形态指标如图 12 所示,在缓苗后 14 d 内,番茄株高增加明显,且 T1 与 T2 处理无明显差异。在定植后的 28 d 内两种处理的番茄株高分别为 39.3、38.2 cm,番茄茎粗分别为 6.52、6.35 mm。定时灌溉相比于模型指导灌溉在株高、茎粗方面有所提高,但相差不大。

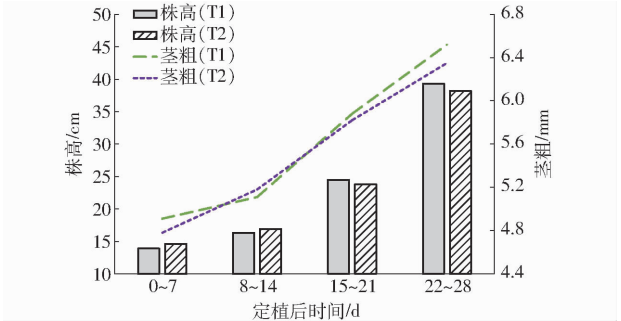


图 12 不同处理下番茄的株高、茎粗
Fig. 12 Plant height and stem diameter of tomato under different treatments

不同处理下的番茄相对叶面积指数如图 13 所示。由图 13 可知,在定植后 8~21 d 内相对叶面积

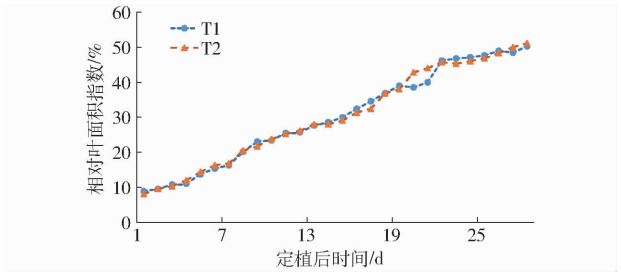


图 13 不同处理下番茄的相对叶面积指数
Fig. 13 Relative leaf area index of tomato under different treatments

指数增加明显,在 21 ~ 28 d 内增加放缓,且两组处理的相对叶面积指数在第 28 天分别达到了 50.3% 与 51.1%。模型指导灌溉在相对叶面积指数方面相比于定时灌溉有所增加。

本试验采用两种不同灌溉方式的灌溉量与灌溉次数,如表 4 所示。

表 4 不同处理下灌溉量与灌溉次数

Tab.4 Irrigation quantity and times under different treatments

处理	灌溉次数/次	灌溉量/mL
T1	14	2 531
T2	31	2 012

由表 4 和图 12、13 可以看出,使用两种灌溉方式的番茄在生长中的各项生理指标无明显差异,但是基于模型指导的灌溉方式在节水上优于定时灌溉。基于模型指导的灌溉方式相较于定时灌溉在灌溉次数上明显提高,但灌溉量减少了 20%。

4 结论

(1)考虑到番茄蒸腾量与温室内外生态及栽培

环境变量间复杂的非线性关系,利用随机森林算法对温室内生态及栽培环境参数(Ta、RH、LI、PAR、Ms、Ts)、温室外气象参数(To、RHo、WS)和作物表型参数(RLAI)进行了重要性选择,减少了预测模型输入变量个数,有利于降低预测模型的复杂度和成本。

(2)通过对比试验研究了 RF-GRU、GRU、RF-LSTM及 RF-RNN 4 种模型在番茄蒸腾量的预测效果。结果表明,在番茄营养生长期中,RF-GRU 模型能够准确地预测番茄蒸腾量,预测精度和稳定性较高,模型 RMSE、MAE 和 R^2 分别为 10.96 g、5.80 g 和 0.949 0。良好的预测效果充分证明了 RF-GRU 模型对作物蒸腾预测的有效性和实用性。

(3)在进行定时灌溉与模型指导灌溉番茄 28 d 之后,番茄的株高、茎粗与相对叶面积指数基本相同,但基于模型指导的灌溉灌溉量减少了 20%。通过对比定时灌溉与模型指导灌溉作物的生长状况与灌溉量表明,使用模型指导灌溉在不影响番茄生长的情况下,可以有效减少灌溉量,节约水资源。

参 考 文 献

[1] 韩潇,许庆广.节水灌溉工程施工前期准备分析[J].新农业,2021(23):14-16.

[2] 许景辉,王雷,谭小强,等.基于 SOA 优化 PID 控制参数的智能灌溉控制策略研究[J].农业机械学报,2020,51(4):261-267.

XU Jinghui, WANG Lei, TAN Xiaoqiang, et al. Application of PID control based on SOA optimization in intelligent irrigation system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):261-267. (in Chinese)

[3] 许耀文,王一涵,梁冬玲,等.基于农业可持续发展的锦西灌区灌溉水资源配置研究[J].农业机械学报,2020,51(10):299-309.

XU Yaowen, WANG Yihan, LIANG Dongling, et al. Irrigation water resources allocation in Jinxi irrigation district based on agricultural sustainability[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(10):299-309. (in Chinese)

[4] 赵文杰,丁凡琳.我国节水灌溉技术推广现状与对策研究综述[J].节水灌溉,2015(4):95-98.

ZHAO Wenjie, DING Fanlin. A review on the current situation and countermeasures of water-saving irrigation technology extension in China[J]. Water Saving Irrigation, 2015(4):95-98. (in Chinese)

[5] 贾敬敦,鲁相洁,黄峰,等.远程控制与无线通信技术在农业中的应用分析与展望[J].农业机械学报,2021,52(增刊):351-359.

JIA Jingdun, LU Xiangjie, HUANG Feng, et al. Review of remote control technology and wireless communication technology in agricultural applications[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(Supp.):351-359. (in Chinese)

[6] 闫浩芳,毋海梅,张川,等.基于修正双作物系数模型估算温室黄瓜不同季节腾发量[J].农业工程学报,2018,34(15):117-125.

YAN Haofang, WU Haimei, ZHANG Chuan, et al. Estimation of greenhouse cucumber evapotranspiration in different seasons based on modified dual crop coefficient model[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(15):117-125. (in Chinese)

[7] 刘浩,段爱旺,孙景生,等.基于 Penman-Monteith 方程的日光温室番茄蒸腾量估算模型[J].农业工程学报,2011,27(9):208-213.

LIU Hao, DUAN Aiwang, SUN Jingsheng, et al. Estimating model of transpiration for greenhouse tomato base on Penman-Monteith equation[J]. Transactions of the CSAE, 2011,27(9):208-213. (in Chinese)

[8] QIU Rangjian, SONG Jinjuan, DU Taisheng, et al. Response of evapotranspiration and yield to planting density of solar greenhouse grown tomato in Northwest China[J]. Agricultural Water Management,2013,130:44-51.

[9] 李建明,樊翔宇,闫芳芳,等.基于蒸腾模型决策的灌溉量对甜瓜产量及品质的影响[J].农业工程学报,2017,33(21):156-162.

LI Jianming, FAN Xiangyu, YAN Fangfang, et al. Effect of different irrigation amount based on transpiration model on yield

- and quality of muskmelon[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 156 – 162. (in Chinese)
- [10] 刘浩, 段爱旺, 孙景生, 等. 温室番茄节水调质灌水方案评价[J]. 排灌机械工程学报, 2014, 32(6): 529 – 534, 540.
LIU Hao, DUAN Aiwang, SUN Jingsheng, et al. Evaluation of irrigation scheme with high quality and efficiency for greenhouse grown tomato[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2014, 32(6): 529 – 534, 540. (in Chinese)
- [11] 闫浩芳, 赵宝山, 张川, 等. Penman – Monteith 模型模拟 Venlo 型温室黄瓜植株蒸腾[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 149 – 157.
YAN Haofang, ZHAO Baoshan, ZHANG Chuan, et al. Estimating cucumber plants transpiration by Penman – Monteith model in Venlo-type greenhouse[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 149 – 157. (in Chinese)
- [12] MONTERO J I, ANTON A, MUNOZ P, et al. Transpiration from geranium grown under high temperatures and low humidities in greenhouses[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2001, 107(4): 323 – 332.
- [13] ROUPHAEL Y, COLLA G. Modelling the transpiration of a greenhouse zucchini crop grown under a Mediterranean climate using the Penman – Monteith equation and its simplified version[J]. Crop & Pasture Science, 2004, 55(9): 931 – 937.
- [14] LANDREAS G, ORTIZ-BARREDO A, LOPEZ J J. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain)[J]. Agricultural Water Management, 2008, 95(5): 553 – 565.
- [15] 王升, 陈洪松, 聂云鹏, 等. 基于基因表达式编程算法的参考作物腾发量模拟计算[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 106 – 112.
WANG Sheng, CHEN Hongsong, NIE Yunpeng, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on gene-expression programming method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 106 – 112. (in Chinese)
- [16] ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al. Crop evapotranspiration-guidelines for computing crop water requirements—FAO irrigation and drainage paper 56[R]. Rome: FAO, 1998.
- [17] 王升, 付智勇, 陈洪松, 等. 基于随机森林算法的参考作物蒸发蒸腾量模拟计算[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 302 – 309.
WANG Sheng, FU Zhiyong, CHEN Hongsong, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on random forest method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 302 – 309. (in Chinese)
- [18] OLUTOBI A, IVAN G, SVEN P, et al. Dynamic modelling of lettuce transpiration for water status monitoring[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155(3 – 4): 50 – 57.
- [19] HACENE B A, PIERRE-EMMANUEL B, PATRICE C, et al. Development of a CFD crop submodel for simulating microclimate and transpiration of ornamental plants grown in a greenhouse under water restriction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 149: 26 – 40.
- [20] 崔宁博, 魏俊, 赵璐, 等. 基于 MEA – BPNN 的西北旱区参考作物蒸散量预报模型[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 228 – 236, 307.
CUI Ningbo, WEI Jun, ZHAO Lu, et al. Reference crop evapotranspiration prediction model of arid areas of Northwest China based on MEA – BPNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 228 – 236, 307. (in Chinese)
- [21] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436 – 444.
- [22] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI[M]. Now Publisher Inc., 2009.
- [23] 徐丽萍, 张朝晖. 基于 Hydrus – 1D 的滴灌土壤水分运移数值模拟[J]. 节水灌溉, 2019(2): 64 – 67.
XU Liping, ZHANG Zhaohui. Numerical simulation of soil water transport under drip irrigation based on Hydrus – 1D[J]. Water Saving Irrigation, 2019(2): 64 – 67. (in Chinese)
- [24] 李建明, 任瑞丹, 范兵华, 等. 灌溉量对温室全有机营养液栽培甜瓜根际环境和茎流的影响[J]. 农业工程学报, 2020, 36(7): 217 – 224.
LI Jianming, REN Ruidan, FAN Binghua, et al. Effects of irrigation amount on the rhizospheric environment and stem flow of melon cultivated with full organic nutrition in greenhouse[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(7): 217 – 224. (in Chinese)
- [25] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 – 32.
- [26] 刘浩男, 文晓涛, 何健, 等. 基于随机森林算法的 AVO 类型判别[J]. 中国海上油气, 2020, 32(5): 73 – 81.
- [27] 宋荣杰, 李季锋, 常庆瑞, 等. 基于小波纹理和随机森林的猕猴桃果园遥感提取[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 222 – 231.
SONG Rongjie, NING Jifeng, CHANG Qingrui, et al. Kiwifruit orchard mapping based on wavelet textures and random forest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 222 – 231. (in Chinese)
- [28] 郭昱辰, 杨亮, 刘春红, 等. 基于 RF – LSTM 的鸡舍恶臭气体预测研究[J]. 中国环境科学, 2020, 40(7): 2850 – 2857.
GUO Yuchen, YANG Liang, LIU Chunhong, et al. Prediction of stench gas in chicken house based on RF – LSTM[J]. China Environmental Science, 2020, 40(7): 2850 – 2857. (in Chinese)
- [29] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO K H, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[J]. Eprint Arxiv, 2014, 12: 3555.