

# 不同深度基质含水率变化规律与预测模型研究

杨成飞<sup>1</sup> 和寿星<sup>2</sup> 孟繁佳<sup>3</sup> 李文军<sup>1</sup> 李莉<sup>1</sup> SIGRIMIS N A<sup>4</sup>

(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. 云南省农业科学院高山经济植物研究所, 丽江 674199;

3. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083; 4. 雅典农业大学农业工程系, 雅典 11855)

**摘要:** 为探明不同深度的基质含水率变化规律, 使用干燥法分别对多个 EC-5 型传感器进行校准, 并将 4 个传感器分别放置垂直距滴头 5、10、15、20 cm 4 个不同深度处, 测量不同滴头流量及滴灌量条件下垂直向基质含水率的变化, 建立了不同深度基质含水率预测模型。试验结果表明, 在滴灌开始后第 1 层(距滴头 5 cm 处)基质含水率最先上升并迅速达到较高水平, 滴灌停止后水分将快速扩散至更深基质层, 其含水率可提升至根系易利用水平(25.3% 及以上), 水分快速运移时间持续 1 h 左右, 随着初始基质含水率的降低, 在相同滴头流量及灌溉量条件下, 水分在垂直方向的运移程度更深, 将第 1 层基质初始含水率、滴灌时间、预测时间、预测层高度差、滴头流量作为输入, 利用遗传算法优化的 BP 神经网络算法与随机森林回归算法(RFR), 建立滴灌下基质不同深度含水率预测模型。将试验所预测的滴灌后基质含水率与实际测量的不同深度基质含水率进行对比分析, 并对不同预测深度的预测结果进行误差分析, 结果表明 GA-BP 预测模型及 RFR 预测模型的  $R^2$  分别为 0.866 4、0.946 5, 即 RFR 算法建立的预测模型更加精确, 并且预测深度越接近于第 1 层基质预测结果越准确。

**关键词:** 基质含水率; 滴灌; 水分运移; 随机森林; 预测模型

**中图分类号:** S274      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2020)S2-0408-07

## Variation Law and Prediction Model of Substrate Moisture Content at Different Depths

YANG Chengfei<sup>1</sup> HE Shouxing<sup>2</sup> MENG Fanjia<sup>3</sup> LI Wenjun<sup>1</sup> LI Li<sup>1</sup> SIGRIMIS N A<sup>4</sup>

(1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Alpine Economic Plants Research Institute, Yunnan Academy of Agricultural Sciences, Lijiang 674199, China

3. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

4. Department of Agricultural Engineering, Athens Agricultural University, Athens 11855, Greece)

**Abstract:** In order to ascertain the change law of the substrate moisture content at different depths, drying method was used to calibrate multiple EC-5 sensors, and the four sensors were placed at four different depths, i. e., 5 cm, 10 cm, 15 cm and 20 cm vertically from the dripper. The changes of the vertical substrate water content under different dripper flow and drip irrigation conditions were measured, and a prediction model of substrate water content at different depths was established. The test results showed that the substrate moisture content of the first layer (5 cm away from the dripper) was risen first after the drip irrigation started and quickly reached a higher level. After the drip irrigation stopped, the moisture would quickly diffuse to the deeper substrate layer, and its moisture content can be increased to the root system easy to use level (25.3% and above), the rapid water migration time lasted for about 1 h. With the decrease of the initial substrate moisture content, under the same dripper flow and irrigation conditions, the degree of water migration in the vertical direction was deeper. The initial water content of the first layer of the substrate, drip irrigation time, prediction time, predicted layer height difference, and dripper flow were used as input, and genetic algorithm optimized BP neural network algorithm and random forest regression algorithm (RFR) were used to establish different depths of water

收稿日期: 2020-08-03 修回日期: 2020-09-16

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFD1001903、2016YED0201003)和丽江市科技计划项目(LJGZZ-2018001)

作者简介: 杨成飞(1996—),男,硕士生,主要从事精细农业系统集成研究,E-mail: 18331272870@163.com

通信作者: 李莉(1978—),女,副教授,博士生导师,主要从事精细农业系统集成研究,E-mail: lily@cau.edu.cn

content of the substrate under drip irrigation rate prediction model. The predicted water content of the substrate after drip irrigation in the experiment compared with the actual measured water content of the substrate at different depths, and the error analysis was performed on the prediction results of different prediction depths. The results showed that the prediction accuracy ( $R^2$ ) of the GA-BP prediction model and the RFR prediction model were 0.866 4 and 0.946 5, respectively, that was, the prediction model established by the RFR algorithm was more accurate, and the closer the prediction depth was to the first layer, the more accurate the prediction result was.

**Key words:** substrate moisture content; drip irrigation; water transport; random forest; prediction model

## 0 引言

滴灌系统相比于其他灌溉系统具有较高的节水效果,它将湿润区限制在根区附近,相当于其他灌溉系统湿润区的 30% 左右,减少了深层渗漏、地表径流和土壤表层蒸发。土壤根部区域湿润部分的形状称为“湿润体”,是具有截头椭球形状的部分饱和区域,其尺寸取决于土壤(质地、压实度、水力传导率等)、植物(类型、年龄、根系等)、灌溉系统的特征(滴头流量、施药频率等)以及气候条件(温度、相对湿度等)<sup>[1-3]</sup>。国内外许多学者提出了模拟湿润体变化的经验模型<sup>[4]</sup>、解析模型<sup>[5-6]</sup>和数值模型<sup>[7-8]</sup>。

随着温室基质栽培模式的推广应用,土壤栽培方式下的灌溉规律已不能满足作物灌溉需求,需要对滴灌方式下基质湿润体模型重新研究。LIU 等<sup>[9-10]</sup>对醋醃基质剖面水分分布规律进行了分析,通过水分变异性分析以及相关分析,研究了生菜槽栽基质水分分布规律,并提出了湿润峰变化公式。卢佳骏等<sup>[11]</sup>研究了草莓高架基质栽培中,不同的滴头流量以及滴灌量下,水分在基质水平方向和垂直方向的扩散规律,以此制定了高架草莓的灌溉策略。这些研究多集中关注湿润峰的变化规律,但忽略了灌溉后水分的扩散时间,以及水分扩散至湿润峰未达到的地方。

本文探究滴灌方式下基质不同深度含水率变化规律,采用机器学习方法,以最上层基质含水率、滴头流量、灌溉时间和预测目标时间等为输入参数,建立将灌溉停止后水分扩散影响考虑在内的 4 个不同深度基质含水率预测模型,以为智能控制基质栽培滴灌提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验设计

试验在中国农业大学信息与电气工程学院小型日光温室进行,试验所种作物为番茄,分别在番茄不同生长时期的根系分布下进行不同滴头流量、滴灌量条件下的水分运移试验,栽培基质为草炭、蛭石和珍珠岩<sup>[12]</sup>,按照体积比 3:1:1 进行均匀混合,经干

燥法测量,混合基质容重为  $0.153 \text{ g/cm}^3$ ,总孔隙度为 87.1%,通气孔隙度为 26.7%,持水孔隙度为 60.4%,水气比为 2.26。试验采用滴灌方式,保证水分在基质垂向上平缓运移,此外番茄管理方式除灌溉时间外与实际生产管理方式完全一致,保证番茄正常生长发育,无病虫害<sup>[13]</sup>。使用 EC-5 型土壤水分传感器对不同深度基质体积含水率进行监测,并使用 EM60 型数据采集器进行数据存储,数据采集间隔为 1 min。试验通过阀门控制出水压力来控制滴头流量进行灌溉,不同滴头流量通过测量出水稳定后 5 min 内的出水量来确定。如图 1 所示,试验用直径为 25 cm、高度为 25 cm 圆柱形亚克力栽培桶,将确定初始含水率的基质按照栽培标准装入栽培桶中,并在中心位置垂向向下,每下沉 5 cm 作为一层,放置一支标定后的 EC-5 型土壤水分传感器,层间打毛,均匀压实,尽量减小传感器放置对栽培基质结构造成的影响。

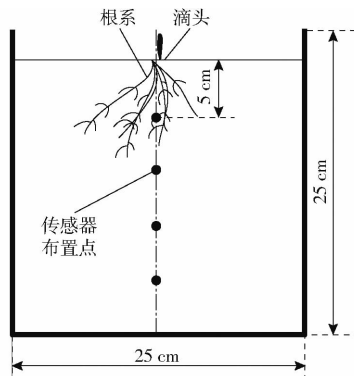


图 1 传感器布置示意图

Fig. 1 Moisture sensor arrangement map

番茄茎干周边基质上覆盖塑料薄膜防止基质水分蒸发对测量造成影响,试验装置如图 2 所示。

### 1.2 EC-5 型水分传感器校准

试验采用 EC-5 电解质型水分传感器采集不同深度基质体积含水率。试验前需对 EC-5 型水分传感器进行标定。配置干燥至饱和的 8 种不同含水率的基质样本,通过 EC-5 型传感器采集不同含水率对应的电压,每 5 s 记录一次,重复 5 次,剔除异常数据,并使用干燥法测量实际的体积含水率进行标定。结果显示,传感器输出电压与基质含水率呈

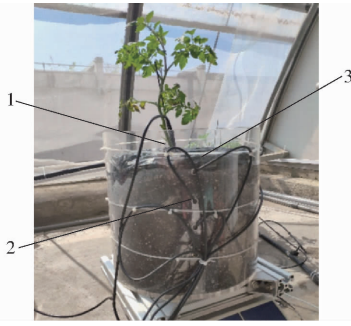


图2 试验装置

Fig.2 Experimental facility

1. 滴头 2. EC-5 型水分传感器 3. 薄膜

正相关关系,采用多项式回归分析建立基质含水率  $\theta$  与传感器输出电压  $u$  (mV) 之间的转换关系<sup>[14]</sup>为

$$\theta = 6 \times 10^{-7} u^2 + 0.0003u - 0.1433$$

决定系数  $R^2 = 0.96$ 。由图3可知,该多项式模型修正后的决定系数  $R^2$  为 0.9827,表明基质测量含水率与实际含水率的误差较小,该模型可满足实际基质含水率测量要求。

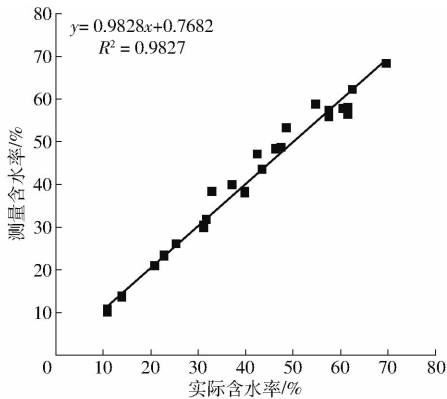


图3 基质含水率真实值与测量值的关系

Fig.3 Verification results of real and measured moisture contents of substrate

### 1.3 遗传优化算法的BP预测模型

BP (Back propagation) 神经网络是一种被广泛应用在分类、模式识别等方面的多层前馈神经网络,具有较强非线性映射能力<sup>[15]</sup>。其由输入层、输出层和若干个隐含层3部分组成,BP神经网络分为信号正向传播、误差反向传播2个过程,重复上述过程使用梯度下降函数来调整神经元层间的权重,寻找全局最优解。但是BP神经网络存在学习速度慢、易陷入局部最小值、网络不稳定等缺陷。遗传算法(GA)是基于自然选择和达尔文生物学进化遗传机制的生物进化过程的计算模型,是通过模拟自然进化过程来寻找最优解的方法,可以利用GA算法搜索过程中不易陷入局部最优陷阱的优势优化BP网络初始权重、阈值<sup>[13]</sup>。本试验将第1层基质含水率( $\theta$ )、灌溉时间( $T_1$ )、预测时间( $T_2$ )、预测层高度差

( $H$ )、滴头流量( $q$ )作为输入,目标层基质含水率作为输出,算法流程如图4所示。

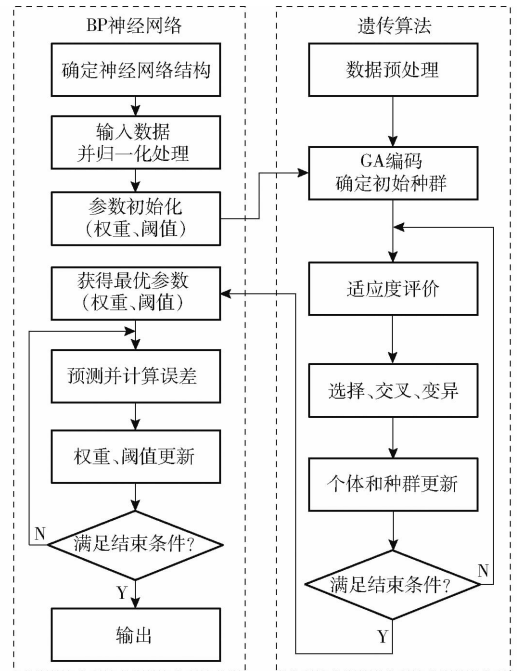


图4 GA-BP算法流程图

Fig.4 Flow chart of GA-BP neural network algorithm

### 1.4 基于随机森林算法的预测模型

随机森林算法模型(Random forest, RF)是使用分类回归树(CART)和“装袋”思想(bagging)设计开发的<sup>[16]</sup>。该模型为解决高维回归问题提供了一种集成的学习算法,在回归估计中具有重要意义<sup>[17]</sup>。

随机森林回归模型(RFR)通过bootstrap方法生成多个数据集构建多棵CART树,并采用其预测值的均值作为最终输出结果<sup>[18-20]</sup>。其数学模型表示为:给定样本数据 $X$ 和预测集 $Y$ ,在此基础上种植依赖于随机变量 $\theta$ 的森林,构成树预测器 $h(X, \theta_j)$  ( $j = 1, 2, \dots$ ),输出结果为数值,其均方泛化误差为 $E_{X,Y}(Y - h(X))^2$ 。随机森林中的树持续增加时,对于所有的树都有

$$E_{X,Y}(Y_{avg}h(X, \theta_j))^2 \rightarrow E_{X,Y}(Y - E_{\theta}h(X, \theta))^2$$

即随机森林回归函数为 $E_{\theta}h(X, \theta)$ ,此时树的均方泛化误差为

$$PE_{\text{tree}} = E_{\theta}E_{X,Y}(Y - h(X, \theta))^2$$

假设对于所有的 $\theta$ 都有

$$EY = E_X h(X, \theta)$$

则有

$$PE_{\text{forest}} \leq \bar{y} PE_{\text{tree}}$$

其中 $\bar{y}$ 是 $Y - h(X, \theta)$ 与 $Y - h(X, \theta')$ 余项之间的加权相关系数, $\theta$ 和 $\theta'$ 相互独立,随机森林的泛化误差比树的泛化误差降低了 $\bar{y}$ 倍。假设初始样本数量为 $D$ ,随机森林使用bagging方法进行训练集生成时,会有 $(1 - 1/N)^N$ 的样本不能被抽取,样本足够大时

约为 0.368, 即有将近 37% 的样本不会被抽取, 这些数据成为袋外数据 (OOB), 使用这些数据进行模型评估, 称之为 OOB 估计, OOB 估计是评估随机森林性能的重要指标<sup>[21]</sup>, RFR 模型通过将随机噪声添加到每个决策树的变量中, 然后检查袋外误差的增加或减少来确定变量对预测结果的影响程度。公式为<sup>[22]</sup>

$$I_{VIM_i} = \frac{\sum (E_{errOOB2} - E_{errOOB1})}{n_{tree}}$$

式中  $I_{VIM_i}$  ——变量  $i$  对预测结果的影响程度

$E_{errOOB2}$  ——袋外 (OOB) 误差

$E_{errOOB1}$  ——随机添加到 OOB 样本的所有变量中的噪声干扰

$n_{tree}$  ——决策树数量

以每个森林形成过程中每棵树 OOB 估计的标准差作为观测指标, 在其他参数不变的情况下, 观察决策树数量  $n_{tree}$  变化对模型性能的影响, 以确定随机森林中决策树的数量。

## 2 结果与分析

### 2.1 基质含水率变化规律

#### 2.1.1 不同深度基质含水率变化规律

灌溉试验开始于 2019 年 9 月 27 日 09:25, 持续 20 min 至 09:45, 得到各层基质含水率如图 5 所示。首先第 1 层 (5 cm) 基质含水率迅速上升, 第 2 层 (10 cm) 基质含水率延迟 10 min 在 09:40 左右开始上升, 表明灌溉开始 5 min 后垂向水分运移 5 cm; 第 3 层 (15 cm) 基质含水率在 09:55 左右开始上升, 表明灌溉结束后 10 min 湿润峰垂向运移 10 cm; 第 4 层 (20 cm) 基质含水率在 10:20 左右有小幅度上升, 在此期间第 1 层基质含水率持续下降, 第 2、3 层略微下降。

09:45 灌溉结束时第 1 层基质含水率达到最高峰 48.5%, 随后第 1 层基质含水率开始持续下降,

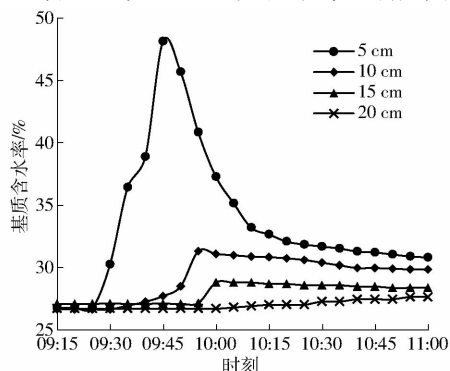


图 5 不同深度基质含水率变化曲线

Fig. 5 Moisture content change curves of substrate at different depths

表明此时第 1 层基质水分在重力作用下, 逐渐运移至下层, 第 2 层基质含水率继续上升至 09:55, 峰值为 31.3%, 此时水分继续向下运移至第 3 层, 第 3 层基质含水率开始上升, 5 min 后 10:00 到达峰值 28.8%; 第 1 层基质含水率持续下降至 10:55 趋于稳定, 第 2、3 层基质含水率在达到最高峰后有略微下降, 直至 10:15 第 4 层基质才略微上升, 即此时有部分水分运移至第 4 层。试验全程采取覆膜灌溉, 水分运移期间的蒸发量可忽略, 灌溉期间湿润锋未达到的深层基质含水率会在灌溉结束后逐渐升高, 表明在重力作用下, 灌溉结束后基质中水分逐渐下渗至深层。

灌溉结束一段时间后各层基质含水率均达到稳定水平, 表明此时水分快速运移阶段已经结束。水分快速运移阶段大致在灌溉结束后 1 h 内, 深层基质含水率将提升至根系易利用水平<sup>[23]</sup> (基质在 5 ~ 10 kPa 压力下的体积含水率, 为 25.3% 及以上), 如果灌溉时间太长会导致水分运移至更深层无根系处或造成底层渗漏, 浪费水肥资源, 因此在灌溉时, 应考虑灌溉结束后由于重力等作用造成的水分运移现象, 以水分快速运移阶段结束, 相对稳定后的基质含水率作为依据指导灌溉。

#### 2.1.2 不同初始含水率时基质含水率变化规律

如图 6 所示, 4 次灌溉采用相同滴头, 滴头流量相同, 且时间都为 15 min, 各基质平均初始含水率分别为 12%、18%、21%、27%, 滴灌开始时为 0 时刻, 15 min 时灌溉停止, 在相同灌溉时间内, 随着初始含水率的降低, 水分在垂向的运移更加明显, 这是由于随着基质初始含水率的增大, 基质水分在垂直入渗过程中, 所受的基质吸力垂向减小, 从而基质垂直入渗距离减小, 滴灌量相同时, 垂直方向上, 基质初始含水率越小, 基质水分在入渗过程中所受的基质吸力越大, 且由于基质的通气孔隙度较大, 更加有利于水分的垂向运移。可见对于番茄苗期, 根系较浅时, 灌溉时应注意控制灌溉下限, 适当减小灌溉水量, 可使番茄保持较高的根系活力, 同时可以延缓番茄根系的衰老速度<sup>[24]</sup>。

#### 2.1.3 不同滴灌量基质含水率变化规律

图 7 为同一滴头下, 滴头流量  $q$  为 0.75 L/h, 灌溉 15 min 和灌溉 20 min 的不同深度基质含水率变化曲线, 随着灌溉量的增加, 基质湿润的深度增大, 灌溉 15 min, 水分最终只湿润到第 2 层, 第 3 层基质含水率在灌溉结束后, 只有略微增加, 可以忽略不计, 但灌溉 20 min 第 3 层 (15 cm) 基质含水率在灌溉结束后有明显增加, 这表明相同滴头流量下, 湿润锋深度随着灌溉量的增加而增加, 灌溉停止后水分

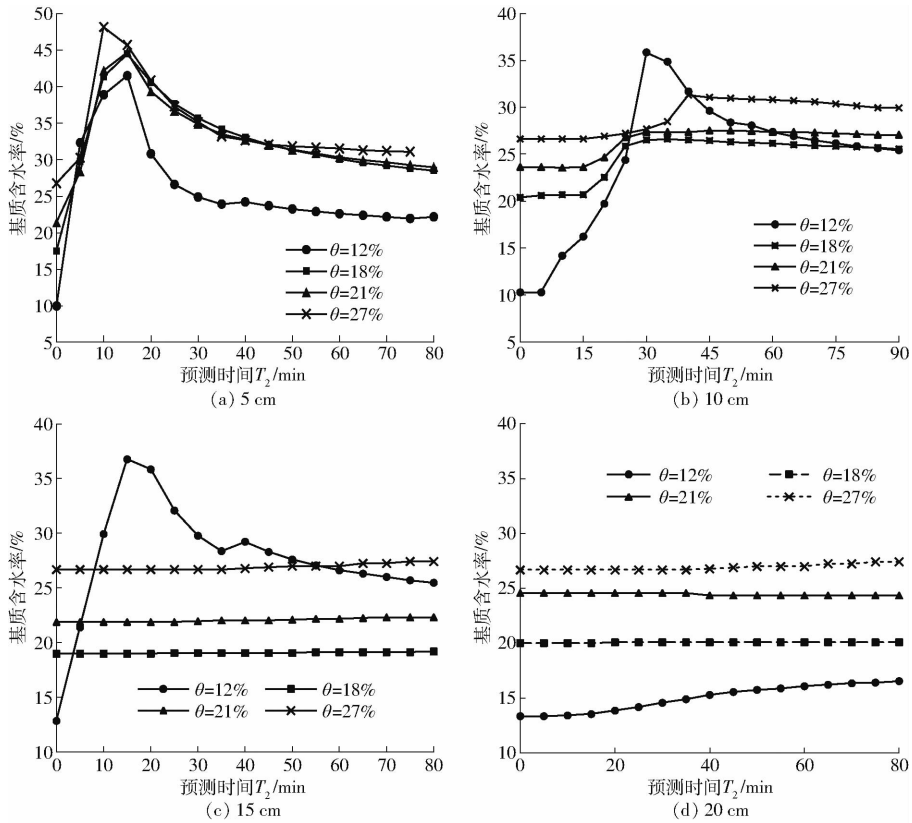


图6 不同初始含水率时基质含水率变化曲线

Fig. 6 Moisture content change curves of substrate at different moisture content

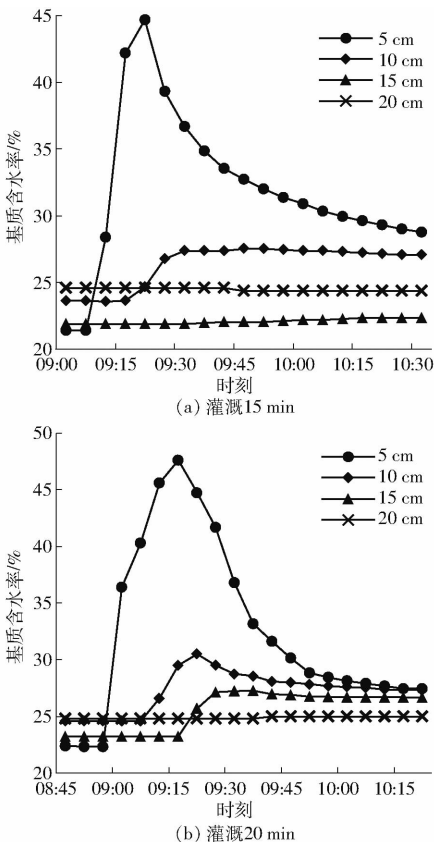


图7 不同灌溉时长基质含水率变化曲线

Fig. 7 Moisture content change curves of substrate at different depths

将运移至更深基质层,如果灌溉量过大,将运移至没有根系分布的基质层,或造成底层渗漏,浪费水肥资源,可见在需水、需肥量较大的开花坐果期,应采用多次少量的灌溉方式,在使根系分布的基质层含水率保持可利用水平的同时,防止出现底层渗漏和增加水肥利用率。

## 2.2 GA-BP 及 RFR 预测模型对比分析

为了准确预测基质不同深度基质含水率,以平均绝对误差 MAE、均方根误差 RMSE 和决定系数  $R^2$  为评价指标,相同的数据集比较两种模型的学习及预测能力,数据采集于番茄生长苗期及花期,约 2 000 组,预测结果如表 1 和图 8 所示。结果表明,由模型推算得到的预测值与实测值之间都呈显著相关,MAE、RMSE 和  $R^2$  都较理想,当训练集与测试集数据比例为 8:2 (训练集 1 600 组数据,测试集 400 组数据)、隐含层节点数为 7 时,GA-BP 预测模型预测  $R^2$  为 0.866 4,采用相同的数据集建立 RFR 模型,其  $R^2$  为 0.946 5,高于 GA-BP 预测模型。通过对不同深度基质含水率预测误差分析可知,随着预测深度加深,GA-BP 模型预测模型更加精确,RFR 预测模型对于距离第 1 层基质(5 cm)越近的基质层,预测结果越准确。本次试验于番茄苗期及花期进行,番茄根系主要分布于上层基质,所以准确把握

表 1 GA-BP 和 RFR 含水率预测模型比较

Tab. 1 Comparison of GA-BP and RFR water content prediction models

预测模型	10 cm			15 cm			20 cm		
	RMSE/%	MAE/%	$R^2$	RMSE/%	MAE/%	$R^2$	RMSE/%	MAE/%	$R^2$
GA-BP	1.608	0.971	0.76	1.448	0.815	0.89	1.085	0.771	0.95
RFR	1.010	0.308	0.96	1.593	0.312	0.89	1.568	0.788	0.87

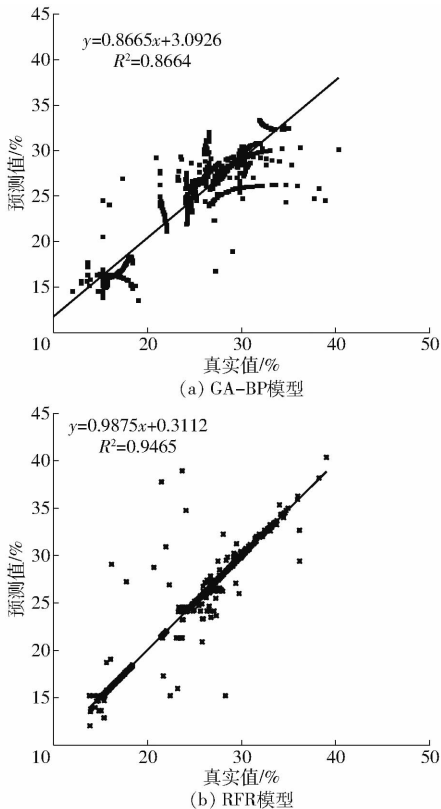


图 8 GA-BP 和 RFR 预测模型验证结果

Fig. 8 Verification results of GA-BP and RFR model

上层基质含水率对灌溉指导更加重要,故 RFR 预测模型更适用于指导灌溉。

### 3 结论

(1)以滴灌系统下温室栽培基质为研究对象,探究垂向不同深度基质含水率变化规律,试验结果表明,在灌溉结束后 1 h 内水分处于快速运移阶段,并且较低的基质初始含水率有利于基质水分在垂直方向的运移,因此在灌溉时,应考虑灌溉结束后由于重力等作用造成的基质水分运移现象,以稳定后的基质含水率作为指导灌溉的依据。

(2)为准确预测在定量灌溉后水分快速运移阶段内不同深度基质含水率变化,将基质深度分为 4 层,采用 GA-BP 和 RFR 两种模型,建立了以第 1 层基质含水率、灌溉时间、预测时间、预测层高度差和滴头流量数据预测不同深度基质含水率的方法,并对两种预测模型的性能进行了比较。试验结果表明,两个模型的  $R^2$  分别为 0.8664 和 0.9465,并对不同深度的预测结果进行误差分析,结果表明利用随机森林回归算法建立的预测模型的预测性能更好,对基质栽培滴灌管理具有应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] KILIC M. A new analytical method for estimating the 3D volumetric wetting pattern under drip irrigation system[J]. *Agricultural Water Management*, 2019, 228:105898.
  - [2] ELNESR M N, ALAZBA A A. Simulation of water distribution under surface dripper using artificial neural networks [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 143:90-99.
  - [3] LIU Junping, ZHU Xingye, YUAN Shouqi, et al. Modeling the application depth and water distribution uniformity of a linearly moved irrigation system [J]. *Water*, 2019, 11(4):827.
  - [4] AHMAD I, WAJID S A, AHMAD A, et al. Optimizing irrigation and nitrogen requirements for maize through empirical modeling in semi-arid environment [J]. *Environmental Science Pollution Research*, 2019, 26(2): 1227-1237.
  - [5] COOK F J, THORBURN P J, FITCH P, et al. WetUp: a software tool to display approximate wetting patterns from drippers [J]. *Irrigation Science*, 2003, 22(3-4): 129-134.
  - [6] KERMANI S G, SAYARI S, KISI O, et al. Comparing data driven models versus numerical models in simulation of waterfront advance in furrow irrigation [J]. *Irrigation Science*, 2019, 37(5): 547-560.
  - [7] HE Q, LI S, KANG S, et al. Simulation of water balance in a maize field under film-mulching drip irrigation [J]. *Agriculture Water Manage*, 2018, 210:252-260.
  - [8] 冀荣华, 刘秋霞, 陈振海, 等. 基于 HYDRUS-3D 模型的微润灌溉土壤水分入渗模拟[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(增刊):290-295.
- JI Ronghua, LIU Qiuxia, CHEN Zhenhai, et al. Numerical simulation of soil water infiltration based on HYDRUS-3D finite element model under moistube-irrigation [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Supp.):290-295. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2017s044&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s044&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.044. (in Chinese)

- [9] LIU Z, LI P, HU Y, et al. Wetting patterns and water distributions in cultivation media under drip irrigation [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 112:200 – 208.
- [10] LIU Z, LI P, HU Y, et al. Modeling the wetting patterns in cultivation substrates under drip irrigation [J]. *Journal of Coastal Research*, 2015, 73:173 – 176.
- [11] 卢佳骏,王纪章,刘继展,等. 草莓高架栽培中混合基质水分分布[J]. *排灌机械工程学报*,2017,35(6):535 – 540.  
LU Jiajun, WANG Jizhang, LIU Jizhan, et al. Mixed matrix water distribution in strawberry viaduct cultivation [J]. *Journal of Drainage and Irrigation Mechanical Engineering*, 2017, 35(6):535 – 540. (in Chinese)
- [12] 李莉,王宏康,吴勇,等. 基于 K-means 聚类算法的草莓灌溉策略研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(1):295 – 302.  
LI Li, WANG Hongkang, WU Yong, et al. Investigation of strawberry irrigation strategy based on K-means clustering algorithm [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(1):295 – 302. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20200132&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200132&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.032. (in Chinese)
- [13] 陈士旺,李莉,杨成飞,等. 基于基质含水率的作物蒸腾量估算与预测模型研究[J/OL]. *农业机械学报*,2019,50(增刊):187 – 194.  
CHEN Shiwang, LI Li, YANG Chengfei, et al. Estimation and prediction model of crop transpiration based on matrix moisture content[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(Supp.):187 – 194. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2019s029&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s029&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.029. (in Chinese)
- [14] 刘志刚,李萍萍,胡永光,等. 电介质型水分传感器测定栽培基质含水率的标定模型[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(2):199 – 202.  
LIU Zhigang, LI Pingpin, HU Yongguang, et al. Calibration method for detection of matrix water content with dielectric-type moisture sensor[J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(2):199 – 202. (in Chinese)
- [15] 张宏,马岩,李勇,等. 基于遗传 BP 神经网络的核桃破裂功预测模型[J]. *农业工程学报*,2014,30(18):78 – 84.  
ZHANG Hong, MA Yan, LI Yong, et al. Rupture energy prediction model for walnut shell breaking based on genetic BP neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(18):78 – 84. (in Chinese)
- [16] LEO B. *Random forests* [M]. Kluwer Academic Publishers, 2001.
- [17] SHIRI J, KARIMI B, KARIMI N, et al. Simulating wetting front dimensions of drip irrigation systems: multi criteria assessment of soft computing models [J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 585:124792.
- [18] 王丽爱,马昌,周旭东,等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J/OL]. *农业机械学报*,2015,46(1):259 – 265.  
WANG Liai, MA Chang, ZHOU Xudong, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(1):259 – 265. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150136&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150136&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.036. (in Chinese)
- [19] ISHWARAN H, LU M. Standard errors and confidence intervals for variable importance in random forest regression, classification, and survival [J]. *Statistics in Medicine*, 2019, 38(4):558 – 82.
- [20] 师翊,耿楠,胡少军,等. 基于随机森林回归算法的苹果树冠层光照分布模型[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(5):214 – 222.  
SHI Yi, GENG Nan, HU Shaojun, et al. Illumination distribution model of apple tree canopy based on random forest regression algorithm[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5):214 – 222. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190525&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190525&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.025. (in Chinese)
- [21] 曹正凤. 随机森林算法优化研究[D]. 北京:首都经济贸易大学,2014.  
CAO Zhengfeng. Study on optimization of random forests algorithm [D]. Beijing: Capital University of Economics and Business, 2014. (in Chinese)
- [22] LI L, CHEN S, YANG C, et al. Prediction of plant transpiration from environmental parameters and relative leaf area index using the random forest regression algorithm [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 261:121136.
- [23] 时连辉,张志国,刘登民,等. 菇渣和泥炭基质理化特性比较及其调节[J]. *农业工程学报*,2008,24(4):199 – 203.  
SHI Lianhui, ZHANG Zhiguo, LIU Dengmin, et al. Comparison of physiochemical properties between spent mushroom compost and peat substrate and adjustment[J]. *Transactions of the CSAE*, 2008, 24(4):199 – 203. (in Chinese)
- [24] 李旭峰,孙西欢,马娟娟,等. 膜下滴灌不同水分处理对温室番茄根系活力和水分利用率的影响[J]. *节水灌溉*,2019(12):53 – 57.  
LI Xufeng, SUN Xihuan, MA Juanjuan, et al. Effects of different water treatments under film drip irrigation on root activity and water use efficiency of greenhouse tomato[J]. *Water Saving Irrigation*,2019(12):53 – 57. (in Chinese)