doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.029

# 基于基质含水率的作物蒸腾量估算与预测模型研究

陈士旺[1]　李　莉[1]　杨成飞[1]　李文军[1]　孟繁佳[2]
(1. 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;
2. 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)

**摘要**: 作物蒸腾作用是基质水分传输的主要驱动力,建立了基于基质含水率变化量的温室番茄作物蒸腾量估算模型和预测模型,并进行对比分析。使用校准后的 EC5 基质含水率传感器,记录第 1 次灌溉后与第 2 次灌溉前基质实时含水率变化量,使用称量法测量作物实时蒸腾量。通过基质含水率变化量与基质栽培槽体积的多元线性回归运算,建立番茄单株日蒸腾量估算模型;将基质含水率变化量、空气温度、空气湿度和光照强度作为输入,利用 GABP 神经网络算法,建立番茄单株日蒸腾量预测模型。将试验所得温室作物日蒸腾量估算模型和预测模型分别与温室作物实际日蒸腾量进行线性回归分析,结果表明,基于基质含水率变化量建立的估算模型在苗期、花期的预测精度分别为 0.972 9、0.979 6,预测模型的预测精度分别为 0.991 5、0.989 0,两者之间差异不大,但估算模型运算速度远高于预测模型的运算速度,估算模型对于温室灌溉管理具有推广应用价值。

**关键词**: 作物蒸腾量; 基质含水率变化量; 估算模型; 预测模型; 线性回归; GABP 神经网络
**中图分类号**: S274　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)S0-0187-08

# Estimation and Prediction Model of Crop Transpiration Based on Matrix Moisture Content

CHEN Shiwang[1]　LI Li[1]　YANG Chengfei[1]　LI Wenjun[1]　MENG Fanjia[2]
(1. *Key Laboratory of Modern Precision System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*)

**Abstract**: Crop transpiration was the main driving force of substrate water transfer. Aiming to establish a greenhouse tomato crop transpiration estimation model and prediction model based on the change of substrate water content, and make a comparative analysis. The calibrated EC5 matrix moisture content sensor was used to record the real-time change of matrix moisture content after the first irrigation and before the second irrigation. Real-time crop transpiration was measured by weighing method. The estimation model of daily transpiration per plant of tomato was established by multiple linear regression calculation of variation of substrate moisture content and volume of substrate cultivation tank. Taking the variation of substrate moisture content, air temperature, air humidity and illuminate intensity as input, the prediction model of daily transpiration per plant of tomato was established by GABP neural network algorithm. The greenhouse crop transpiration estimation model and predictive model were tested respectively with the greenhouse crop's daily transpiration by linear regression analysis, the results showed that the prediction accuracy of the estimation model based on the variation of water content in the matrix was 0.972 9 and 0.979 6, respectively, in the seedling stage and florescence, and the prediction accuracy of the prediction model was 0.991 5 and 0.989 0, respectively. The differences between the two was not big, but the estimate model operation speed was much higher than predictionmodel of operation speed. In practical application, the estimation model had good robustness to environmental changes, and the relative error was less than 5% at seedling stage and flowering stage. The estimation model had the value of popularization and application for greenhouse irrigation management.

收稿日期: 2019-04-13　修回日期: 2019-05-20
**基金项目**: 国家重点研发计划项目(2016YED0201003)和丽江市科技计划项目(LJGZZ-2018001)
**作者简介**: 陈士旺(1991—),男,硕士生,主要从事精细农业系统集成研究,E-mail:976043347@qq.com
**通信作者**: 李莉(1978—),女,副教授,博士,主要从事精细农业系统集成研究,E-mail: lily@cau.edu.cn

**Key words**: crop transpiration; variation of matrix moisture content; estimation model; prediction model; linear regression; GABP neural network

## 0 引言

土壤-植物-大气连续体(Soil-plant-atmosphere continuum,SPAC)系统水分传输机制是分析作物需水规律和实施节水灌溉的理论基础,广泛应用于农田和温室中[1]。依据 SPAC 系统,日光温室中作物生长所需的水分主要来源于灌溉水,水分消耗包括基质表层蒸发、深层渗漏以及作物蒸腾,其中作物的蒸腾量为灌溉用水的有效利用量[2]。因而,通过作物蒸腾量指导灌溉,能够实现按需灌溉,达到温室精细灌溉的目的[3]。

据统计,温室作物 90% 以上的水分通过蒸腾作用传输到空气中,由于温室种植环境的多变性,作物蒸腾量难以测量[4]。通过称量来监测作物的水分变化并评估蒸腾作用是一种简单、有效、直接的方式,WANG 等[5]预测作物蒸腾量时,使用称量系统记录实际蒸腾量,进行模型标定。荷兰 PhenoSpex 公司开发了一套 FeildScale 系统,该系统配置几百个甚至上千个称量节点,构成田间或温室的植物连续称量和蒸腾测量系统[6]。但是称量方式需要大量的部署空间,很难应用实现。利用茎流流量计测量作物茎液流量来表征作物蒸腾是间接方法[7-8],但茎流流量计使用不便、价格昂贵,且多次重复使用会对作物造成损害,属破坏性测量方式。目前,利用算法间接估算作物蒸腾量更为普遍,采用能量平衡法的 Penman-Monteith(PM)公式是计算作物需水量的标准方法[9-10]。PM 公式在实际应用中,需要计算标准大气压、湿度、太阳辐射、干燥力、阻力参数等多个参数,参数获取困难且计算耗时、耗力。随着计算机技术的发展,人工神经网络(Artificial neural network,ANN)应用越来越普遍。PEREA 等[11]采用 ANN 进行灌溉量预测时,ANN 的输入层有 7 个输入变量:前 1 d 的需水量、前 2 d 的需水量、日平均温度、日有效热辐射、前 1 d 的热辐射、参考蒸腾、前 1 d 的参考蒸腾,输出层为蒸腾量,输入参数过多,测量不方便。

基质作为作物生长的载体,基质含水率的变化可以直观地反映灌溉水的输送情况[12]。本文采用遗传算法反向传播(Genetic algorithm back propagation,GABP)神经网络算法,以基质含水率变化量、空气温度、空气湿度和光照强度为输入参数,建立温室番茄单株日蒸腾预测模型。通过比较估算模型和预测模型,优化温室灌溉策略。

## 1 材料与方法

试验于 2018 年 9—11 月在中国农业大学信息与电气工程学院楼顶日光温室(40°0′N, 116°21′E)进行,该温室南北向布局,尺寸为 4.5 m×3.2 m,属半干旱半湿润季风气候区。

### 1.1 试验设计

试验所种作物为番茄,品种为粉妞。以苗期(9 月 15 日—10 月 10 日)和花期(10 月 11—26 日)为例研究番茄蒸腾量模型。

采用柱状盆栽,盆体积 2.5 L,种植容积 2 L。试验分两组,一组用于建立番茄蒸腾量估算模型,另一组用于建立番茄蒸腾量预测模型,每组 4 个重复。种植番茄所用栽培基质为草炭、蛭石和珍珠岩,按照体积比 3∶1∶1进行均匀混合[13-14]。

采用滴灌方式,保证水分在基质水平和竖直方向上的平缓运移[15]。此外,各组管理方式完全一致,保证番茄正常生长发育,无病虫害影响。

使用 ZigBee 集成传感器(北京昆仑海岸传感技术有限公司,型号 JZH-0xx)。通过传感器采集温室内空气温度、空气湿度、光照强度,并通过 ZigBee 网关传输到云平台。数据采集时间为 06:00—18:00,间隔 10 min。在番茄苗期和花期分别连续采集 7 d,各生长期共计 511 组数据。

### 1.2 基质含水率

基质含水率是建立作物蒸腾量、需水量模型的重要指标,也是实现水分精确灌溉重要的参考指标[16]。本试验中使用 EC5 传感器测量基质含水率,其测量区域在以中央探针为中心,直径为10 cm、高为 7 cm 的圆柱体内。考虑到基质水分在水平和竖直方向上的运移,传感器在栽培盆内的埋设位置如图 1 所示,根据传感器埋设位置和测量范围,可将基质划分为上、下两层,每层各计约 1 L。

其中 EC5 的测量结果为容积含水率,使用环刀通过干燥法测量基质实际的容积含水率对其进行校正,两者之间的转换公式为

$$\theta_v' = \theta_v \rho \tag{1}$$

式中 $\theta_v$——EC5 所测容积含水率

$\theta_v'$——干燥法所测容积含水率

$\rho$——修正系数

### 1.3 作物蒸腾量

图 2 为实时称量系统(ACS-Z 系列,上海友声有限公司,30 kg±1 g),用来测量单株番茄实时蒸腾

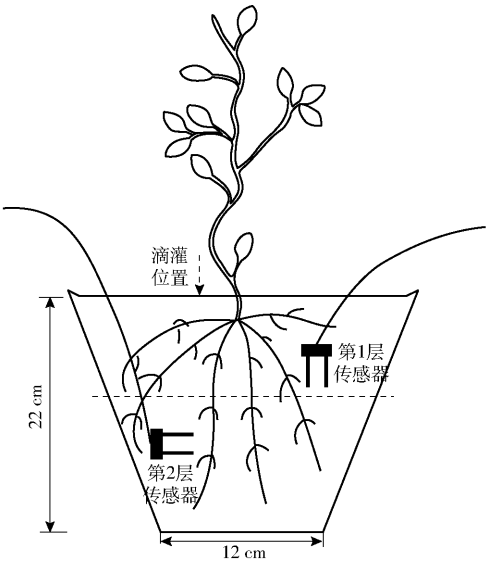


图 1　EC5 传感器在栽培盆中的埋设示意图

Fig. 1　Schematic of EC5 sensor embedded in cultivation basin

量(g)。考虑到基质水分渗透,将量杯放置在栽培盆支架下方来准确测量作物蒸腾损失水量,即单株番茄的实际蒸腾量。番茄茎干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。



图 2　单株番茄称量系统

Fig. 2　Single plant tomato weighing system

### 1.4　基于多元线性回归算法的估算模型

使用 R 语言,采用多元线性回归算法建立估算模型。将栽培盆的第 1 层含水率变化量、第 2 层含水率变化量分别设为自变量 $x_1$、$x_2$(相对于初始基质含水率的实时变化量),单株番茄实时蒸腾量设为因变量 $y$(相对于番茄初始质量的实时变化量),将 $y$ 与实际蒸腾量 $ET_0$ 进行线性回归分析,评估作物蒸腾量估算模型的精度,则线性估算模型为

$$y = ax_1V_1 + bx_2V_2 + \delta \tag{2}$$

式中　$V_1$——基质第 1 层体积

$V_2$——基质第 2 层体积

$a$、$b$——系数　　$\delta$——修正项

当前灌溉结束后至下次灌溉前,估算作物蒸腾量 $ET_1$,并将 $ET_1$ 作为下次灌溉的灌溉量,相关计算为

$$ET_1 = \sum_{i=1}^{7} ET \tag{3}$$

式中　$ET$——单株番茄日蒸腾量

### 1.5　基于 GABP 算法的预测模型

反向传播(Back propagation,BP)神经网络属于多层前向神经网络,由输入层(基质含水率变化量、环境参数)、输出层(蒸腾量)和若干个隐含层组成,每层有多个神经元,相邻层之间的神经元通过权相连[17]。本试验中,BP 神经网络是 3 层前馈网络,拓扑结构如图 3 所示,其中输入层、隐含层和输出层的神经元个数分别为 $m$、$n$、$p$。

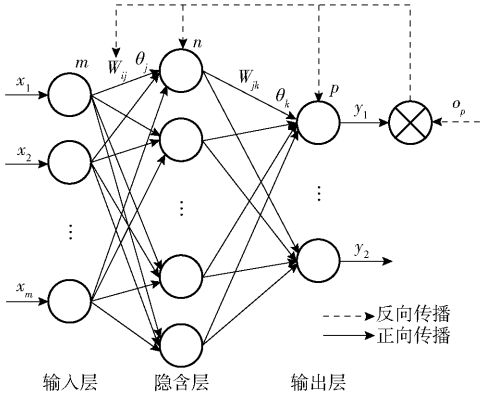


图 3　3 层 BP 神经网络拓扑结构

Fig. 3　Three-layer BP neural network extension structure

图 3 中,输入矢量为 $\boldsymbol{x} \in \mathbf{R}^m$,$W_{ij}$、$\theta_j$ 分别是输入层和隐含层之间的权重矩阵元素、阈值,$W_{jk}$、$\theta_k$ 分别是隐含层与输出层之间的权重矩阵元素、阈值,输出矢量 $\boldsymbol{y} \in \mathbf{R}^p$。其中变量之间关系为[17-18]

$$\boldsymbol{h}_j = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_{i=1}^{m} W_{ij}x_i - \theta_j\right)} \quad (j = 1,2,\cdots,n) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{y}_k = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_{i=1}^{m} W_{jk}h_j - \theta_k\right)} \quad (k = 1,2,\cdots,p) \tag{5}$$

$$e_p = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{p} (y_i - o_i)^2 \tag{6}$$

式中　$\boldsymbol{h}_j$——隐含层输入矢量,$\boldsymbol{h}_j \in \mathbf{R}^j$

$\boldsymbol{y}_k$——输出矢量

$e_p$——训练样本总误差

遗传算法是一种强大的随机算法,它基于自然选择机制和达尔文的主要原则:适者生存。通过遗传算法,能够优化 BP 神经网络的权重和阈值,从而通过 GABP 神经网络算法获取最佳蒸腾量预测结果[19-20],本试验使用 Matlab 软件建立 GABP 模型。

具体流程如图 4 所示。

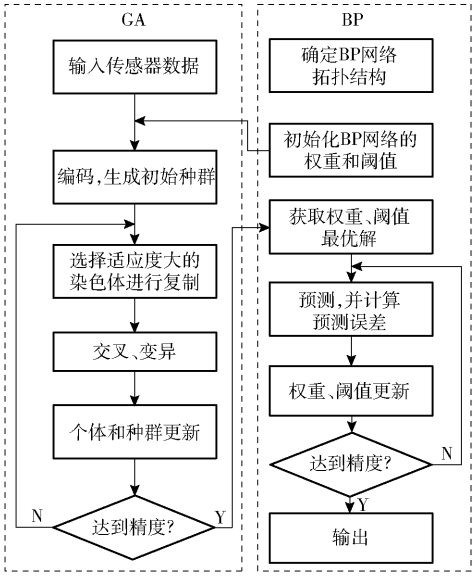


图 4 GABP 神经网络算法流程图

Fig. 4 Flow chart of GABP neural network algorithm

### 1.6 误差分析

利用基质含水率变化量、温室内空气温度、空气湿度和光照强度,基于多元回归模型和 GABP 模型对叶片蒸腾分别进行了估算和预测。采用平均绝对误差(Mean absolute deviation, MAE)、均方根误差(Root mean squared error, RMSE)和拟合程度(R-square, $R^2$)来评价模型精度[21]。

### 1.7 不同设定步长下估算模型和预测模型验证分析

当前灌溉结束后至下一次灌溉前,根据数据采集间隔,估算模型和预测模型可以实时估算和预测叶片蒸腾量。基于建立的估算模型和预测模型,利用原始数据在不同设定步长下进行累加日蒸腾量的估算和预测,通过与实际累加日蒸腾量比较,进一步分析对比估算模型和预测模型在实际应用中的效果。

本试验一个灌溉间隔内,估算模型和预测模型的设定步长分别为 1 ~ 7 d。

## 2 结果与分析

### 2.1 EC5 传感器标定及含水率变化

#### 2.1.1 EC5 传感器标定

将基质风干,加入不同量的水,配置不同体积含水率的样品,使用 EC5 传感器测量基质含水率,作为 EC5 传感器的标定曲线,利用 Origin 软件建立水分传感器示数($\theta_v$)与干燥法测得含水率($\theta_v'$)之间的线性关系,结果如图 5 所示。

由图 5 可得,该线性模型修正后的拟合优度 $R^2$ 为 0.982 5,表明 EC5 传感器所测基质容积含水率与实际含水率的误差不大,回归方程为

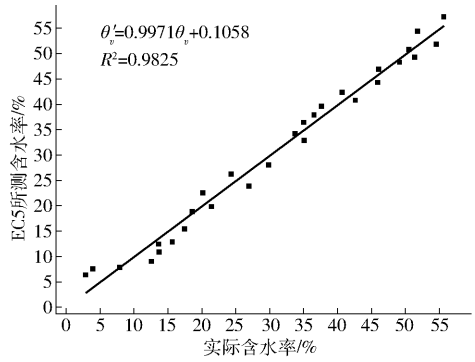


图 5 EC5 传感器标定曲线

Fig. 5 EC5 sensor calibration

$$\theta_v' = 0.997\,1\theta_v + 0.105\,8 \tag{7}$$

#### 2.1.2 基质含水率变化

如图 6 所示,08:30 灌溉后,两层基质含水率均逐渐上升,但第 1 层基质含水率的增加幅度明显高于第 2 层。在 08:45 左右第 1 层基质含水率和第 2 层基质含水率趋于平缓,可得出浇水后 15 min 水分下渗完毕。图 6 中,第 1 层基质含水率的峰值为 65.87%、稳定值为 63.65%,第 2 层基质含水率的峰值为 67.64%、稳定值为 64.33%,且第 2 层基质含水率达到峰值略早于第 1 层基质含水率,但两者差异不大,说明基质的容重和孔隙度适宜,基质水分运移平缓,在垂直方向和水平方向无显著差异。

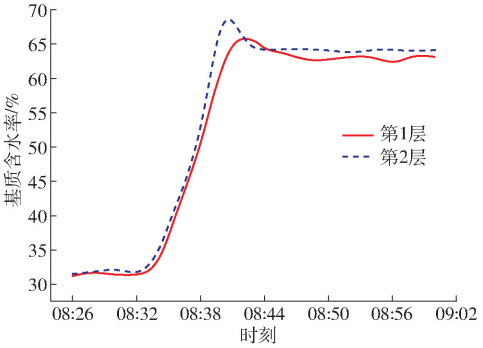


图 6 基质第 1、2 层含水率变化曲线

Fig. 6 The first and second moisture content curves of matrix

### 2.2 多元线性回归蒸腾量估算模型

#### 2.2.1 基于 R 语言的模型构建

使用 R 语言,分别将苗期和花期 511 组数据按 6:4、7:3、8:2、9:1 随机分为训练集和测试集;并采用多元回归模型,对训练集进行训练,建立蒸腾量估算模型;使用测试集对估算模型进行验证。自变量的显著水平 $\alpha$ 设为 0.05,输出结果如表 1 所示。

综合番茄苗期和花期训练集、测试集拟合结果,由表 1 可以看出,当训练集与测试集数据比例为 8:2 时,苗期和花期估算模型的 $R^2$ 均值分别为

**表 1　番茄苗期、花期不同数据比例下估算模型精度分析**

**Tab. 1　Precision analysis of estimation model for tomato seedling stage and florescence with different data proportions**

| 比例 | 苗期 | | 花期 | |
|---|---|---|---|---|
| | 训练集 $R^2$ | 测试集 $R^2$ | 训练集 $R^2$ | 测试集 $R^2$ |
| 6∶4 | 0.966 8 | 0.960 2 | 0.978 9 | 0.976 4 |
| 7∶3 | 0.962 8 | 0.967 7 | 0.978 0 | 0.977 9 |
| 8∶2 | 0.961 8 | 0.972 9 | 0.977 4 | 0.979 6 |
| 9∶1 | 0.962 4 | 0.981 1 | 0.978 2 | 0.974 5 |

0.967 1、0.978 5，优于同生长期其他数据比例下的 $R^2$。在数据比例为 8∶2的情况下，分析了番茄苗期、花期蒸腾量估算模型，结果如表 2 所示。

由表 2 可知，自变量显著水平 $P<0.05$，说明自变量和因变量之间存在显著线性关系。番茄苗期估算模型系数 $a$、$b$ 分别为 9.844 9、8.859 2，修正项 $\delta$ 为 5.550 8，因此番茄苗期的估算模型(2)可以修改为

**表 2　番茄苗期、花期蒸腾量估算模型分析**

**Tab. 2　Estimation model analysis of tomato transpiration at seedling stage and florescence stage**

| 参数 | 数值 | | 标准误差/g | | $t$ | | $P$ | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 苗期 | 花期 | 苗期 | 花期 | 苗期 | 花期 | 苗期 | 花期 |
| 截距 | 5.550 8 | −4.635 | 1.448 1 | 1.314 | 3.833 | −3.527 | 0.000 147 *** | 0.000 468 *** |
| $a$ | 9.844 9 | 9.218 | 0.677 0 | 1.032 | 14.542 | 8.930 | $<2\times10^{-16}$ *** | $<2\times10^{-16}$ *** |
| $b$ | 8.859 2 | 10.029 | 0.664 4 | 1.091 | 13.335 | 9.190 | $<2\times10^{-16}$ *** | $<2\times10^{-16}$ *** |

注：***表示 $P<0.01$。

$$y=9.844\,9x_1V_1+8.859\,2x_2V_2+5.550\,8 \quad (8)$$

番茄花期估算模型系数 $a$、$b$ 分别为 9.218、10.029，修正项 $\delta$ 为 −4.635，因此番茄花期的估算模型(2)可以修改为

$$y=9.218x_1V_1+10.029x_2V_2-4.635 \quad (9)$$

通过式(8)、(9)，可以计算番茄苗期和花期当天单株日蒸腾量。当前灌溉之后至下次灌溉之前，日蒸腾量累加即为番茄蒸腾损失的水分，控制灌溉量为 100% 蒸腾量，即按需灌溉。

### 2.2.2　估算模型分析及验证

使用 R 语言，用测试集分别对番茄苗期和花期估算模型进行验证，由图 7 可知，苗期、花期模型修正后的 $R^2$ 分别为 0.972 9、0.979 6，拟合优度高，说明估算模型精度较高，能很好地用于实际生产中。

## 2.3　GABP 神经网络蒸腾量预测模型

### 2.3.1　样本选取和神经元确定

使用估算模型中训练集数据对 GABP 神经网络进行训练，获取蒸腾量预测模型，并使用估算模型中测试集数据对预测模型进行精度验证。

模型输入层神经元个数 $m=5$，输出层神经元个数为 $p=1$，根据隐含层经验公式 $n=0.5(m+p)+a$ $(a=1,2,\cdots,10)$，采用试错法选取隐含层神经元数分别为 4、5、6、7，研究 GABP 神经网络拟合情况。

### 2.3.2　预测模型分析和验证

由图 8 可知，在番茄苗期，数据的训练集与测试集数据比例为 8∶2、隐含层节点数为 7 时，GABP 预测模型精度最好，预测精度 $R^2$ 为 0.991 5，具体预测结果如图 9a 所示；在番茄花期，数据的训练集与测试集数据比例为 7∶3、隐含层节点数为 7 时，GABP 预测模型精度最好，预测精度 $R^2$ 为 0.989 0，具体预测结果如图 9b 所示。

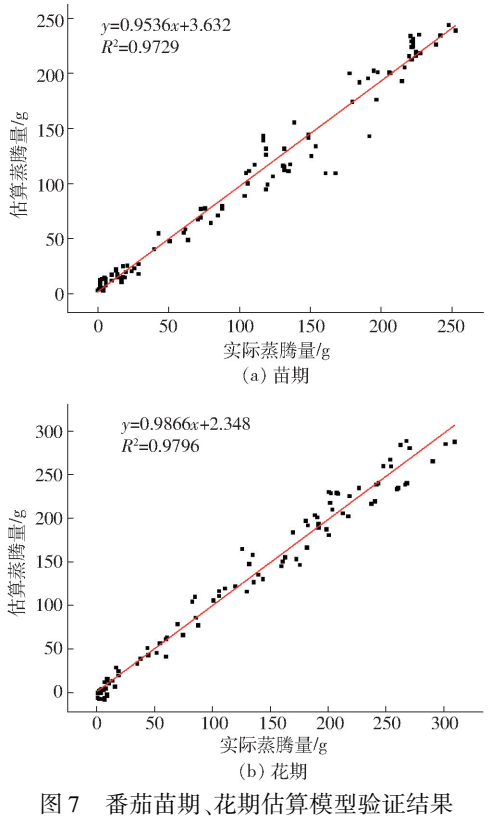


图 7　番茄苗期、花期估算模型验证结果

Fig. 7　Verification results of tomato seedling and florescence estimation model

## 2.4　估算模型和预测模型比较分析

### 2.4.1　误差分析

番茄苗期、花期模型误差分析均在各生长期最优数据比例下进行计算，结果如表 3 所示。

从表 3 的误差分析结果，结合图 10 的拟合效果对比，可以看出 GABP 预测模型的预测值以及多元线性回归估算模型的估算值与真实值的标准误差苗

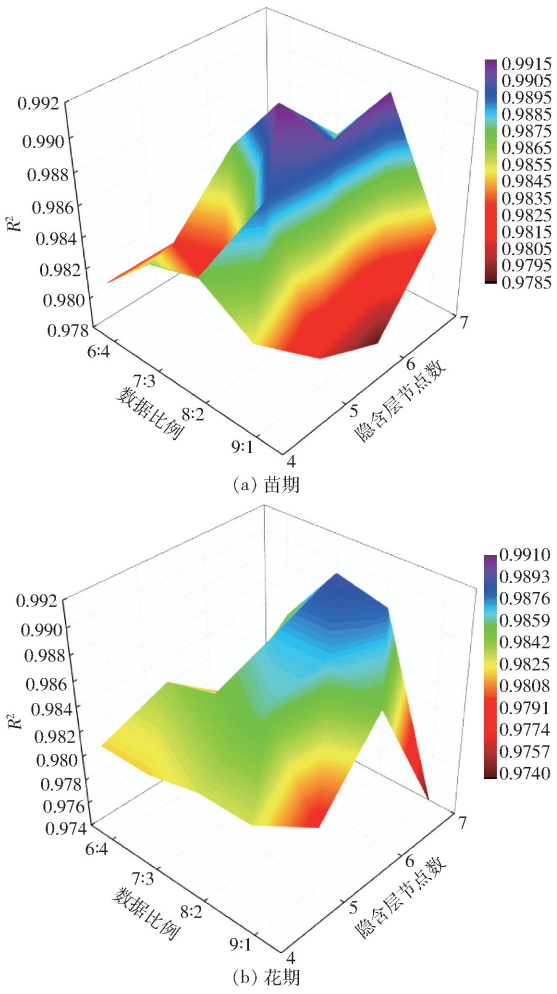


图 8 番茄苗期、花期不同数据比例和隐含层神经元数交叉精度分析

Fig. 8 Cross - validation of prediction accuracy under different data ratios and hidden layer nodes in seedling stage, florescence of tomato

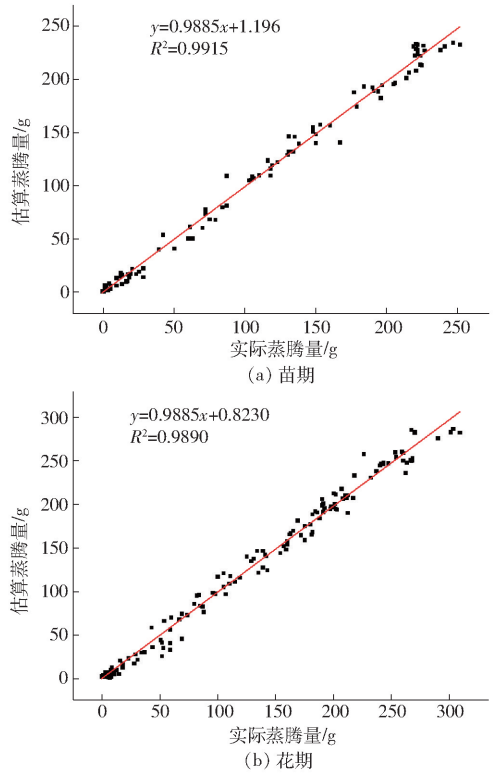


图 9 番茄苗期、花期预测模型验证结果

Fig. 9 Results of tomato seedling stage and florescence prediction model validation

**表 3 模型误差对比分析**

**Tab. 3 Comparative analysis of model errors**

| 模型 | RMSE/g | | MAE/g | | $R^2$ | | 运算时间/ms | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 苗期 | 花期 | 苗期 | 花期 | 苗期 | 花期 | 苗期 | 花期 |
| 估算模型 | 13.89 | 14.00 | 10.06 | 10.97 | 0.972 9 | 0.979 6 | 62 | 84 |
| 预测模型 | 7.70 | 10.19 | 5.94 | 7.46 | 0.991 5 | 0.989 0 | 1 076 | 1 139 |

期分别为 7.70、13.89 g,花期分别为 10.19、14.00 g。预测模型相对估算模型精度略高,但均在最大允许误差范围内,两者无显著差异,可以得出 GABP 神经网络所建模型预测能力优于多元线性回归模型,此模型可以很好模拟蒸腾量。但估算模型从载入数据到运算结束平均时间在 100 ms 以内,苗期、花期分别为 62 ms 和 84 ms;而预测模型耗时平均大于 1s,苗期、花期分别为 1 076 ms 和 1 139 ms,远远超过估算模型耗时,随数据量增大,当遗传算法中种群规模和迭代进化次数增加之后,预测模型耗时会成倍增加,实际应用时效率不高。

**2.4.2** 估算模型和预测模型不同步长分析结果

通过图 11 结合表 3 可以看出,虽然预测模型的预测精度优于估算模型,但在不同设定步长下,估算模型的估算累加蒸腾量与实际蒸腾量更加相近。在灌溉间隔内,估算累加蒸腾量与实际累加蒸腾量相对误差分别为:番茄苗期 0.663%、番茄花期 2.58%;预测累加蒸腾量与实际累加蒸腾量相对误差分别为:番茄苗期 4.21%、番茄花期 10.7%。由于 GABP 模型建立后,在固定权重和阈值下进行预测,模型对于环境变化的鲁棒性较差;估算模型以基质当前含水率为输入,对环境变化不敏感,则估算模型在实际应用中精度更高,效果更好。

由图 11 还可以发现,当设定步长为 2 d 和 3 d 时,估算模型和预测模型的累加蒸腾量误差变化最大,步长 3 d 时两个模型相对误差均为最大,说明天气状况对模型有一定影响,例如阴天。

## 3 结论

(1)以日光温室盆栽番茄为试验对象,采集不同时刻温室内环境参数和基质含水率,以栽培盆质量差作为番茄实际蒸腾量。采用多元线性回归算法建立基于基质含水率变化量的作物蒸腾量估算模型,GABP 算法建立基于基质含水率变化量、空气温度、空气湿度以及光照强度的作物蒸腾量预测模型。

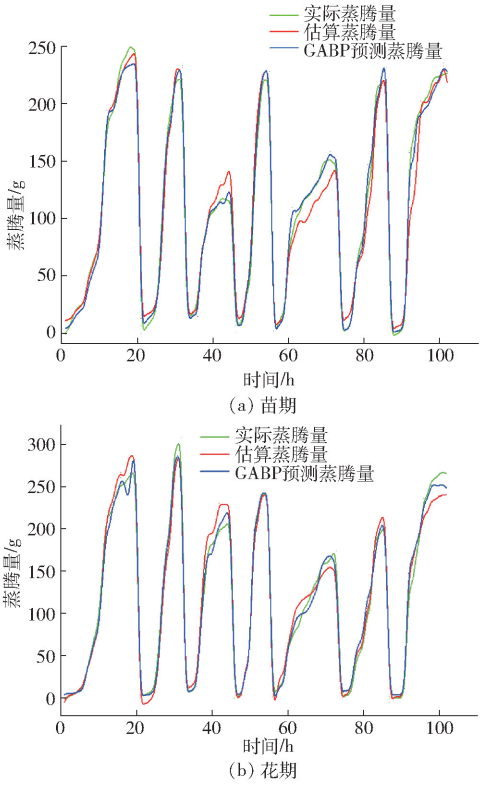


图 10　不同模型下蒸腾量拟合曲线

Fig. 10　Fitting curves of transpiration under different models

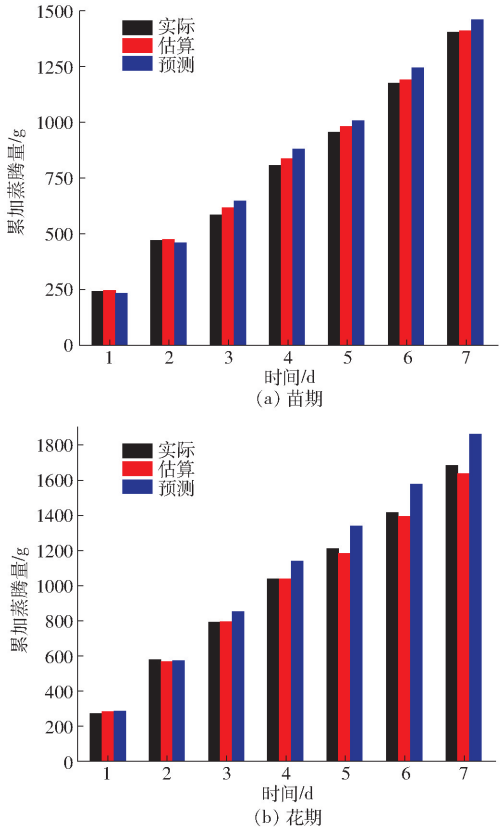


图 11　估算模型和预测模型在番茄苗期、花期不同设定步长估测对比

Fig. 11　Comparison between estimation model and prediction model at stages of tomato seedling and florescence

(2)番茄苗期和花期试验结果表明,基质含水率变化量与作物蒸腾具有显著相关性。预测模型在苗期、花期的预测精度分别为0.991 5、0.989 0,略优于估算模型的估算精度0.972 9、0.979 6,平均相对误差均在1%以下,满足精度要求。同时,估算模型的运算耗时在番茄苗期、花期分别为62、84 ms,均在100 ms以下,远高于预测模型运算速度,且基质含水率传感器埋设在土壤一定深度下,相对于外界干扰具有很好的鲁棒性,实际应用中估算模型的相对误差在番茄苗期、花期均小于5%,因此适用性更好。试验中采用盆栽,基质含水率传感器的布设和作用范围能够很好地覆盖番茄根系的生长区域(有效湿润体),即本试验中基质含水率传感器所测数据可代表整个栽培空间的基质含水率,这对于本试验中蒸腾量模型建立至关重要。

## 参　考　文　献

[1] 李惠, 梁杏, 刘延锋. 干旱区膜下滴灌棉田SPAC系统水分通量模拟[J]. 水文地质工程地质, 2018, 45(2): 21－28.
LI Hui, LIANG Xing, LIU Yanfeng. Simulation of water flux in subfilm drip irrigation cotton field SPAC system in arid area [J]. Journal of Hydrogeology and Engineering Geology, 2018, 45(2): 21－28. (in Chinese)

[2] DIAZ-PEREZ J C, YAHIA E M. Transpiration, postharvest physiology and biochemistry of fruits and vegetables [M]. Woodhead Publishing, 2019: 157－173.

[3] 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. Effects of irrigation amount on yield and quality of muskmelon based on transpiration model decision [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 156－162. (in Chinese)

[4] GOSWAMI T K, MANGARA J. Advances in polymeric materials for modified atmosphere packaging (MAP)[M]. Woodhead Publishing, 2011: 163－242.

[5] WANG H, SANCHEZ-MOLINA J A, LI M, et al. Leaf area index estimation for a greenhouse transpiration model using external climate conditions based on genetics algorithms, back-propagation neural networks and nonlinear autoregressive exogenous models[J]. Agricultural Water Management, 2017, 183: 107－115.

[6] VADEZ V, KHOLOVA J, HUMMEL G, et al. LeasyScan: a novel concept combining 3D imaging and lysimetry for high-throughput phenotyping of traits controlling plant water budget[J]. Journal of Experimental Botany, 2015, 66(18): 5581－5593.

[7] KIRKHAM M B. Sap flow principles of soil and plant water relations[M]. Academic Press, 2014: 375－390.

[8] 李永秀, 番聪聪, 宋文怀. 不同方法测定设施番茄蒸腾的结果比较及相关性分析[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(3): 98 - 101.
LI Yongxiu, FAN Congcong, SONG Wenhuai. Comparison and correlation analysis of different methods for determination of transpiration of tomato in facilities [J]. Jiangsu Agricultural Science, 2017, 45(3): 98 - 101. (in Chinese)
[9] WIDMOSER P. A discussion on and alternative to the Penman - Monteith equation[J]. Agricultural Water Management, 2009, 96(4): 711 - 721.
[10] 伍德林, 毛罕平, 曹成茂. 温室设施作物蒸腾量计算方法及模型[C]//全国农业水土工程学术研讨会, 2010.
[11] PEREA R G, POYATO E C, MONTESIONS P, et al. Irrigation demand forecasting using artificial neuro-genetic networks [J]. Water Resources Management, 2015, 29(15): 5551 - 5567.
[12] 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)
[13] BAR-TAL A, SAHA U K, RAVIA M, et al. Inorganic and synthetic organic components of soilless culture and potting mixtures[M]. Elsevier, 2019: 259 - 301.
[14] MARGENOT A J, GRIFFIN D E, ALVES B S Q, et al. Substitution of peat moss with softwood biochar for soil-free marigold growth[J]. Industrial Crops and Products, 2018, 112: 160 - 169.
[15] 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 by drip irrigation based on Hydrus - 1D [J]. Water-saving Irrigation, 2019(2): 64 - 67. (in Chinese)
[16] BAYAT H, EBRAHIM Z G. Estimation of the soil water retention curve using penetration resistance curve models[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 144: 329 - 343.
[17] PATRICIO D I, RIEDER R. Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: a systematic review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 69 - 81.
[18] 曲春阳, 刘亿军. 基于改进 BP 神经网络模型的区域农业灌溉用水预测研究[J]. 吉林水利, 2016(10): 1 - 3,6.
QU Chunyang, LIU Yijun. Prediction of regional agricultural irrigation water based on improved BP neural network model [J]. Jilin Water Conservancy, 2016(10): 1 - 3,6. (in Chinese)
[19] LI H, HU C X, LI Y. Application of the purification of materials based on GA - BP[J]. Energy Procedia, 2012, 17: 762 - 769.
[20] 魏云云. 基于遗传算法的 BP 神经网络对农业产业的分析预测[J]. 高师理科学刊, 2018, 38(9): 15 - 19.
WEI Yunyun. Analysis and prediction of agricultural industry by BP neural network based on genetic algorithm [J]. Science Journal of Normal University, 2018, 38(9): 15 - 19. (in Chinese)
[21] LI Y, ZOU C, BERECIBAR M, et al. Random forest regression for online capacity estimation of lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2018, 232: 197 - 210.

(上接第 186 页)

[14] 袁炜楠, 许童羽, 曹英丽,等. 基于主基底分析降维方法的水稻冠层叶片叶绿素含量估算[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2018(4):423 - 430.
YUAN Weinan, XU Tongyu, CAO Yingli, et al. Estimation of chlorophyll content in rice canopy leaves based on primary basement analysis and dimensionality reduction method[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences), 2018(4):423 - 430. (in Chinese)
[15] 李静,王建军,朱安. 基于低成本无人机的水稻叶片 SPAD 值遥感估测[J]. 吉林农业,2017(18):68.
LI Jing, WANG Jianjun, ZHU An, et al. Remote sensing estimation of SPAD value of rice leaves based on low-cost UAV[J]. Agriculture of Jilin,2017(18):68. (in Chinese)
[16] 吉海彦, 严衍禄, 冯雪梅,等. 用化学计量法-分光光度法测定活体叶片中叶绿素 a、b 的含量[J]. 分析化学, 1993,21(8):869 - 872.
JI Haiyan, YAN Yanlu, FENG Xuemei, et al. Determination of chlorophyll a and b in living leaves by stoichiometry-spectrophotometry[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 1993,21(8):869 - 872. (in Chinese)
[17] LI Z, ZHAO X. BP artificial neural network based wave front correction for sensor-less free space optics communication[J]. Optics Communications, 2017, 385:219 - 228.
[18] 韩普, 周汉辰, 周北望. BP 神经网络原理研究与实现[J]. 广播电视信息,2018(10):121 - 125.
HAN Pu, ZHOU Hanchen, ZHOU Beiwang. Research and implementation of BP neural network principle[J]. Radio & Television Information,2018(10):121 - 125. (in Chinese)
[19] MA X, FENG J, GUAN H, et al. Prediction of chlorophyll content in different light areas of apple tree canopies based on the color characteristics of 3D reconstruction[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3):429 - 444.
[20] GEORGEE M, JOAOCAMARGO N. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 63(2):282 - 293.