

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.034

CO₂与土壤水分交互作用的番茄光合速率预测模型^{*}

李 婷 季宇寒 张 漫 沙 莎 蒋毅琼

(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)

摘要: 为了实现不同土壤水分管理下的 CO₂ 气肥精细控制,建立了番茄作物不同生长阶段的光合速率预测模型。实验设置了 4 个 CO₂ 浓度与 3 个土壤水分条件的交互处理,利用无线传感器网络长期实时监测温室内环境信息,采用 LI-6400XT 型光合速率仪定时采集作物净光合速率信息;并用 BP 神经网络分别建立了番茄苗期、花期和果期的光合速率预测模型。预测模型的验证结果表明,对于苗期预测模型,预测值与实测值之间的决定系数 R^2 为 0.925;花期预测模型的决定系数 R^2 为 0.920,果期预测模型的决定系数 R^2 为 0.958;番茄各生长期的光合速率预测模型均具有较高的预测精度。在不同土壤水分条件下改变 CO₂ 浓度,得到的 CO₂ 浓度与光合速率预测曲线与实测值相近,可反映实际土壤水分管理下的 CO₂ 浓度最优值,对指导不同土壤水分条件下 CO₂ 气肥的精细调控具有重要意义。

关键词: 番茄 温室 无线传感器网络 光合速率预测模型 CO₂ 增施 土壤水分

中图分类号: S625.5⁺1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)S0-0208-07

Tomato Photosynthetic Rate Prediction Models under Interaction of CO₂ Enrichments and Soil Moistures

Li Ting Ji Yuhao Zhang Man Sha Sha Jiang Yiqiong

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

Abstract: Photosynthesis is the basis of crop growth and metabolism. CO₂ concentration and soil moisture are the important environmental factors affecting plant's photosynthetic rate under controlled temperature and light intensity in greenhouse. To effectively evaluate the effect on plant's photosynthesis, reasonably elevating CO₂ concentration under different soil moisture conditions is of great significance to achieve precision regulation of CO₂ concentration. To achieve the requirements, the photosynthetic rate prediction models based on back-propagation (BP) neural network were proposed at different growth stages of tomato plants. The two-factors interaction experiment was designed, in which the CO₂ concentration was set to four different levels ((700 ± 50) (C1), (1 000 ± 50) (C2), (1 300 ± 50) μmol/mol (C3), and ambient CO₂ concentration in greenhouse (450 μmol/mol, CK)) combined with three different soil moisture levels (35% ~ 45% (low), 55% ~ 65% (moderate), 75% ~ 85% of saturated water content (high)). The sensor nodes of WSN were used to realize the real-time monitoring of greenhouse environmental factors, including air temperature and humidity, light intensity, CO₂ concentration and soil moisture. An LI-6400XT photosynthesis analyzer was used to measure net photosynthetic rate of tomato leaf. The environmental factors were used as input variables of models after processed by normalization, and the photosynthetic rate was taken as the output variable. The model verification test was conducted by comparing and analyzing the observed values and predicted data. The results indicated that the training

收稿日期: 2015-10-28 修回日期: 2015-11-13
^{*} 国家自然科学基金资助项目(31271619)、高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20110008130006)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2015XD001)
作者简介: 李婷, 硕士生, 主要从事无线传感器网络应用研究, E-mail: 15201423238@163.com
通讯作者: 张漫, 副教授, 博士生导师, 主要从事精细农业及其支持技术研究, E-mail: cauzm@cau.edu.cn

determination coefficient (R^2) of photosynthesis prediction model was 0.953, and root mean square error (RMSE) was $1.019 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; testing R^2 of the model was 0.925, RMSE was $1.224 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ at seedling stage. At flowering stage, the training R^2 of the model was 0.958 and RMSE was $0.939 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; testing R^2 of the model was 0.920 and RMSE was $1.276 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$. At fruiting stage, the training R^2 of the model was 0.980 and RMSE was $0.439 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; testing R^2 of the model was 0.958 and RMSE was $0.722 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$. It was concluded that the model based on BP neural network reached high accuracy. Furthermore, the relationship between CO₂ concentration and photosynthetic rate was described by the established BP neural network model aiming at CO₂ saturation points under different soil moisture conditions at different growth stages. The observed and predicted results showed the same trend. The results can provide a theoretical basis for quantitative regulation of CO₂ enrichments to tomato plants in greenhouse.

Key words: Tomato Greenhouse Wireless sensor network Photosynthetic rate prediction model
CO₂ enrichment Soil moisture

引言

日光温室是实现人工控制和管理的作物生产环境,对其环境的监测控制是实现生产自动化、高效化的关键^[1-2]。无线传感器网络(WSN)因其低功耗、自组网、实时、分布的特点,在各个领域得到普遍应用,尤其适用于不利于布线的温室环境信息监测^[3-4]。如何对这种快速获取的大量数据进行有效利用,在节约能源情况下实现作物的高产高收是温室作物栽培亟待解决的问题。

CO₂ 是作物进行光合作用的主要原料之一,对增加作物产量和品质具有重要作用^[5]。已有研究表明,增施 CO₂ 可有效促进番茄叶片的光合作用^[6],使 C3 植物生物量积累增加 50% 以上^[7],延长观赏花卉的开花期^[8]。同时,CO₂ 的增施效果受温室内其他环境因子及作物生长阶段等因素的影响。土壤水分是温室控制的关键对象之一,对 CO₂ 的增施产生影响^[9-10]。针对土壤水分与 CO₂ 增施的交互影响,建立作物不同生长阶段的光合速率预测模型,对于提高 CO₂ 气肥利用率、增加作物光合速率具有积极作用。

近年来,关于作物光合速率预测模型已有大量研究。张静等综合考虑温室内环境参数对番茄生长与光合作用的影响,构建了温度、CO₂ 浓度及水分对番茄光合作用速率的影响函数,可计算番茄群体光合日总量^[11]。李建明等在甜瓜幼苗期构建了温度和 CO₂ 浓度对光合速率的影响函数^[12]。李萍萍等提出了一种类卡方模型,可较好地反映温室黄瓜叶片光合速率的光响应特性^[13]。上述构建的光合速率预测函数多为机理模型。目前,人工神经网络因其良好的非线性学习能力被广泛研究。Salazar 等以 CO₂ 浓度及其他环境参数为输入变量,建立了基

于 ANN 的光合速率预测模型^[14]。Ehret 等利用 ANN 预测温室番茄和辣椒果期果实开裂程度^[15]。张海辉等构建了基于 BP 神经网络的黄瓜幼苗期光合速率预测模型,该模型考虑了叶绿素对作物光合速率的影响^[16]。上述研究的实验数据多来源于人工采集,同时建立的模型也只针对作物的某一生长期,并未对整个生长阶段进行光合速率预测研究。

本文以番茄作物为研究对象,采用无线传感器网络实时采集温室环境信息,建立作物不同生长期(苗期、花期、果期)的光合速率预测模型。以此模型为依据,分析各生长期不同土壤水分条件下 CO₂ 浓度与光合速率的关系,进而为温室 CO₂ 增施提供依据。

1 材料与方法

1.1 系统整体设计

为分析土壤水分条件与 CO₂ 浓度交互作用对番茄光合作用的影响,对整个生长期的番茄作物进行不同土壤水分与 CO₂ 浓度交互处理。温室环境采用无线传感器网络节点实时测量,主要参数包括:空气温度、空气湿度、光照、CO₂ 浓度和土壤水分,数据通过智能网关发送到远程数据管理中心,采样周期为 30 min。采用 LI-6400XT 型便携式光合速率仪采集番茄不同生长期光合速率。剔除异常数据点后,采用 BP 神经网络对不同生长期番茄建立光合速率预测模型,并对不同土壤水分条件下 CO₂ 浓度与光合速率的关系进行预测,用于实现温室内 CO₂ 气肥调控。系统总体结构如图 1 所示。

1.2 实验设计

实验于 2013 年 9 月—2014 年 1 月在中国农业大学实验日光温室内进行。供试番茄品种为“中杂 105 号”。播种于穴盘的番茄幼苗长至 6 叶 1 心时

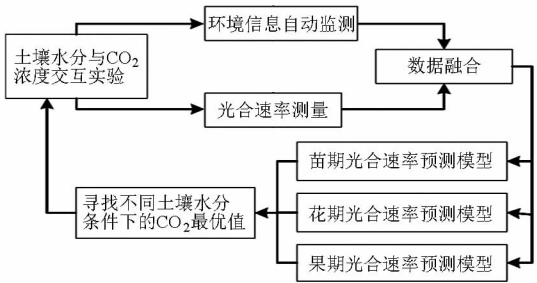


图1 系统总体结构
Fig.1 System architecture

定植到塑料营养钵内。实验以CO₂钢瓶为气源,设置4个CO₂增施处理:(700±50)(C1)、(1000±50)(C2)、(1300±50)μmol/mol(C3),温室内自然环境CO₂浓度,约450μmol/mol(CK)。子叶完全展开后,在晴天上午进行CO₂增施。每个CO₂浓度设置3个水分处理,采用称量法定量浇水,将土壤含水率控制为饱和含水率的35%~45%(低)、55%~65%(中)和75%~85%(高)。番茄作物的其他生长条件均做统一处理。

1.3 数据采集

实验用无线传感器网络节点长期监测番茄整个生长阶段的环境信息。分别于11月10—20日、12月1—10日、12月26日—次年1月3日采用LI-6400XT型便携式光合速率仪(LI-COR Inc., USA)采集番茄各生长阶段(苗期、花期、果期)光合速率。各阶段的数据采集方式均保持一致。

测量前,选取生长健康、长势一致的番茄植株自上而下第3叶序功能叶片作为测量对象。为扩展数据范围,保证测量准确性,采用光合仪的红蓝光源、CO₂注入系统人工控制叶室环境所需的光照强度和CO₂浓度。实验时,为获取叶片实际光饱和点进行光响应曲线测量,其中光照强度设置为1500、1200、1000、800、600、350、250、120、60、30、15、0μmol/(m²·s)。在饱和光强基础上,测量叶片的CO₂响应曲线,CO₂浓度依次设置为50、100、250、400、700、1000、1300、1600、2000μmol/mol。曲线测量时,需对夹入叶室的叶片进行充分诱导,以保证获取足够稳定的净光合速率。最后,在每个不同处理组分别取3株作物,测量不同光强、CO₂浓度交互作用下的净光合速率,结果取均值。其中,光照强度设置为300、600、900μmol/(m²·s);CO₂浓度为450、700、1000、1300μmol/mol。每改变一个测量状态,系统将进行一次匹配操作,以保证测量开始之前气体的稳定、平衡,尽量减少系统误差。

1.4 数据处理方法

1.4.1 数据预处理

番茄叶片光合速率测量过程中,剔除由于环境

波动造成的误差数据,将无线传感网络节点采集的环境信息与光合速率按时间匹配组合,所得数据集用于建立光合速率模型。由于各测量参数处于不同数量级,增加了BP神经网络训练误差同时使网络难以收敛。为提高网络的训练和收敛速度,减小权值调整幅度,对模型的输入、输出变量进行统一归一化处理。实际输入的p维矩阵为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (1)$$

将式(1)进行如下处理

$$x'_{ij} = \frac{2(x_{ij} - \min_{1 \leq k \leq n} x_{kj})}{\max_{1 \leq k \leq n} x_{kj} - \min_{1 \leq k \leq n} x_{kj}} - 1 \quad (2)$$

式中 x_{ij} ——第j个变量X_j的第i个观测值
 $\max_{1 \leq k \leq n} x_{kj}$ 、 $\min_{1 \leq k \leq n} x_{kj}$ ——变量X_j的最大、最小观测值

进行处理后的数据可归一化到[-1,1]^[17]。

1.4.2 BP神经网络

人工神经网络是一种非线性统计性数据建模工具,具有很高的非线性映射能力,主要应用于模式识别和函数逼近等。BP(Back-propagation)神经网络即误差逆传播神经网络是最常用的一种神经网络^[18],它适用于利用环境因子预测光合速率等这类复杂的模型。

神经网络对结果的解释比较困难,因此需要进行较好的结果评估^[19-20]。为了有效评估神经网络的预测结果,本文采用的评估参数分别是决定系数R²、平均相对误差、平均绝对误差和均方根误差。

2 结果与分析

将无线传感器网络节点采集的空气温度、空气湿度、光照强度、CO₂浓度以及土壤水分经归一化处理后作为输入参数,光合速率为输出参数,分别建立番茄苗期、花期、果期的光合速率预测模型。

模型选取3层神经网络,即输入层、隐含层和输出层。其中,输入层到隐含层的传输函数为logsig函数,隐含层到输出层间采用线性传输函数,学习方法采用贝叶斯归一化法,权值学习函数采用默认的learnngdm函数。

隐含层节点数的选择是一个复杂的问题,若数目太少,则网络所能获取的信息太少;若数目过多,则增加训练时间,可能导致网络的容错性差,还可能出现过拟合现象。因此,对所获得的隐含层节点数进行分别验证,以获得每个训练模型的最佳隐含层

节点数。验证的经验公式为

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + l \tag{3}$$

式中 n_h ——隐含层节点数
 n_i ——输入层节点数
 n_o ——输出层节点数
 l ——1 ~ 10 间的任意常数

番茄不同生长时期,隐含层节点数验证结果如图 2 所示。番茄苗期 BP 神经网络预测模型的隐含层节点数为 6 时,其均方根误差最小,为 1.122 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$;花期隐含层节点数为 10 时,其均方根误差为 0.976 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$;果期隐含层节点数为 11 时,其均方根误差为 0.500 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。

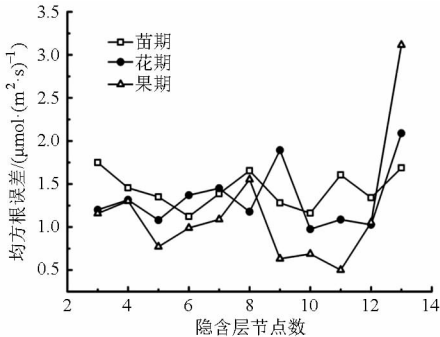


图 2 番茄不同生长阶段预测模型的隐含层节点数选择
Fig.2 Number selection of hidden-layer nodes at different growth stages of tomato plants

2.1 光合速率预测模型的建立与验证

2.1.1 番茄苗期光合速率预测模型

在番茄苗期,共获得 199 组光合速率数据,随机选择其中 50 组作为模型验证数据(约 25%),剩

下 149 组数据用于 BP 神经网络模型建立。当番茄叶片处于弱光或无光等状态下时,会出现呼吸的值大于光合速率,此时叶片净光合速率表现为负值。模型训练与验证的实测值和预测值的 1:1 关系图用于反映模型的可靠性与一致性,结果如图 3 所示。其中, R^2_{train} 和 R^2_{test} 分别表示模型训练结果和验证结果的决定系数。

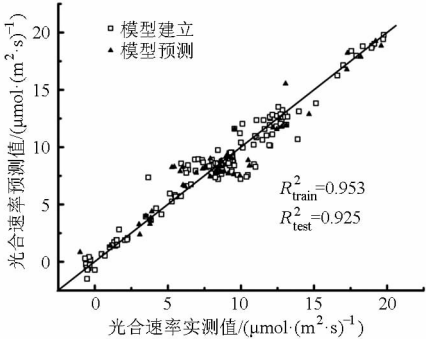


图 3 番茄苗期光合速率预测模型
Fig.3 Photosynthesis prediction model at seedling stage of tomato plants

模型训练精度与验证精度如表 1 所示。149 组训练数据经模型训练后,得到的平均光合速率为 8.643 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,实际测得平均光合速率为 8.695 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$,二者较接近;验证数据的预测均值与实测均值相差较小。模型的训练结果决定系数为 0.953,均方根误差为 1.019 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$;验证结果决定系数为 0.925,均方根误差为 1.224 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。结果表明,BP 神经网络是一种有效预测番茄光合速率的方法,其预测精度较高,模型回归效果理想。

表 1 番茄苗期光合速率预测模型的训练与验证精度						
Tab.1 Training and testing accuracies of photosynthesis prediction model at seedling stage of tomato plants						
项目	数据样本		评价指标			
	实测光合速率均值	预测光合速率均值	R^2	平均相对	平均绝对误差	均方根误差
	$/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	$/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$		误差/%	$/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	$/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$
训练集	8.695	8.643	0.953	20.6	1.309	1.019
验证集	8.879	8.929	0.925	15.6	0.927	1.224

2.1.2 番茄花期光合速率预测模型

在番茄花期,实验共获得 175 组光合速率数据,其中 43 组作为验证集(约 25%),132 组作为训练集。实测值与模型预测值 1:1 关系图如图 4 所示,其训练精度及验证精度如表 2 所示。

模型的训练结果决定系数为 0.958,均方根误差为 0.939 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$;验证结果决定系数为 0.920,均方根误差为 1.276 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。模型训练结果与苗期相似,预测精度较高,且误差较小,总体可满足番茄花期光合速率的预测。

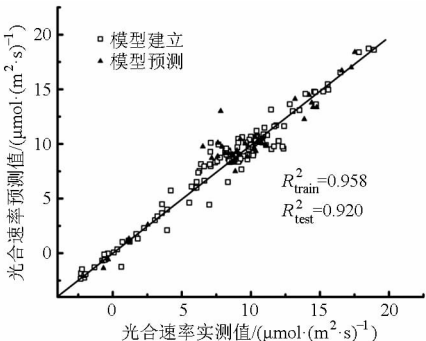


图 4 番茄花期光合速率预测模型
Fig.4 Photosynthesis prediction model at flowering stage of tomato plants

表 2 番茄花期光合速率预测模型的训练与验证精度

数据样本			评价指标			
项目	实测光合速率均值 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	预测光合速率均值 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	R^2	平均相对 误差/%	平均绝对误差 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	均方根误差 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$
训练集	8.101	8.097	0.958	12.5	0.658	0.939
验证集	9.154	9.364	0.920	13.8	0.861	1.276

2.1.3 番茄果期光合速率预测模型

在番茄果期,实验共获得 193 组光合速率数据,其中 45 组作为验证集(约 23%),148 组作为训练集。实测值与模型预测值 1:1 关系图如图 5 所示,其精度如表 3 所示。

模型的训练结果决定系数为 0.980,均方根误差为 0.439 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$;验证结果决定系数为 0.958,均方根误差为 0.722 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。该预测模型对果期数据进行高度拟合,其决定系数较高,均方根误差较前 2 个模型有了明显的减小,果期番茄光合速率预测模型的稳定性提高。

表 3 番茄果期光合速率预测模型的训练与验证精度

数据样本			评价指标			
项目	实测光合速率均值 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	预测光合速率均值 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	R^2	平均相对 误差/%	平均绝对误差 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$	均方根误差 $/(\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1})$
训练集	5.055	5.051	0.980	9.7	0.286	0.439
验证集	3.810	3.951	0.958	16.8	0.498	0.722

2.2 不同土壤水分条件下 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线

不同生长阶段光合速率预测模型建立后,根据无线传感器网络节点实时测量的环境参数,通过改变 CO₂ 浓度,进行各生长阶段不同土壤水分条件下的光合速率预测,进而得到各处理组最优 CO₂ 浓度,通过实际 CO₂ 浓度传感器的反馈调节,可实现温室内不同水分条件下的 CO₂ 浓度精细调控。

2.2.1 番茄苗期 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线

图 6 为采用已建立的苗期光合速率预测模型,分别预测番茄苗期不同水分条件(低、中、高水处理)下 CO₂ 浓度与光合速率曲线。CO₂ 浓度设置为 400~1 500 $\mu\text{mol}/\text{mol}$,各浓度间隔 50 $\mu\text{mol}/\text{mol}$;空气温度、空气湿度、光照强度分别为 27.08℃、26.74%、900 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 。由图 6 可看出,各水分处理的预测值与实测值趋势大体相似。高水处理组的光合速率高于中水和低水处理组,并随着 CO₂ 浓度增加,光合速率达到最大。各水分处理光合速率

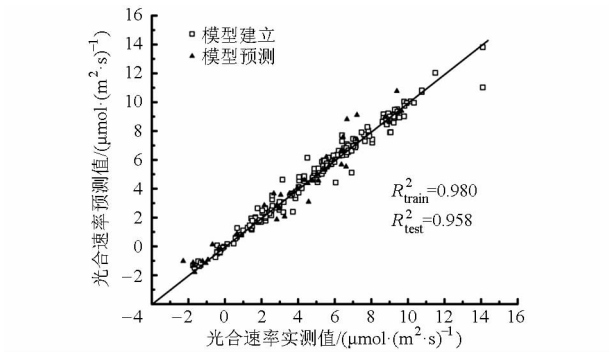


图 5 番茄果期光合速率预测模型
Fig.5 Photosynthesis prediction model at fruiting stage of tomato plants

饱和点对应的 CO₂ 浓度最优值逐渐升高,其中低水处理为 1 200 $\mu\text{mol}/\text{mol}$,中水处理为 1 250 $\mu\text{mol}/\text{mol}$,高水处理为 1 350 $\mu\text{mol}/\text{mol}$,与实际曲线测得的 CO₂ 浓度饱和点相近。因此,该模型可以作为苗期 CO₂ 浓度调控的依据。

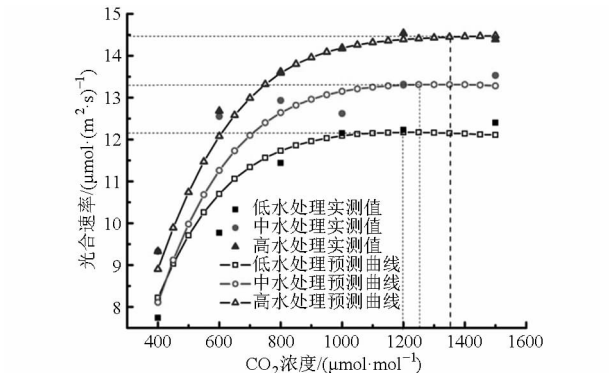


图 6 番茄苗期各土壤水分处理下 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线
Fig.6 Predicted relationship between CO₂ concentration and photosynthetic rate under different soil moisture treatments at seedling stage of tomato plants

2.2.2 番茄花期 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线

图 7 为采用已建立的花期预测模型,分别预测花期番茄不同土壤水分条件下 CO₂ 浓度与光合速率的关系曲线。CO₂ 浓度设置同 2.2.1 节,空气温度、空气湿度、光照强度分别为 30.04℃、31.10%、900 μmol/(m²·s)。由图 7 可知,预测曲线与实际的 CO₂ 浓度曲线吻合度较高。低 CO₂ 浓度下,光合速率随水分增加而增加,当 CO₂ 浓度为 1 100 μmol/mol 时,高水处理组光合速率呈现饱和趋势,而其他水分处理组光合速率仍在增加。高 CO₂ 浓度时,模型仅在高水处理下预测出其 CO₂ 浓度最优值为 1 450 μmol/mol,与苗期高水处理下的 CO₂ 浓度饱和点相近,在中水处理和低水处理下并没有看到明显的饱和现象。

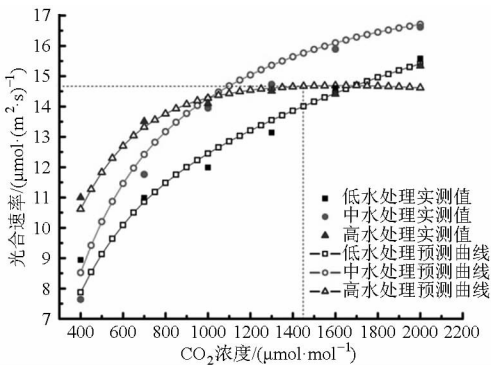


图 7 番茄花期各土壤水分处理下的 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线

Fig. 7 Predicted relationship between CO₂ concentration and photosynthetic rate under different soil moisture treatments at flowering stage of tomato plants

2.2.3 番茄果期 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线

图 8 为采用番茄果期光合速率预测模型,分别预测果期不同水分条件下 CO₂ 浓度与光合速率的关系曲线。CO₂ 浓度设置同 2.2.1 节,空气温度、空气湿度、光照强度分别为 26.82℃、19.33%、900 μmol/(m²·s)。由图 8 可知,果期光合速率预测模型基本预测出了果期番茄不同水分处理与 CO₂ 浓度下的光合速率增长趋势。果期番茄的中水处理光合速率值低于低水和高水处理。低水处理中,CO₂ 浓度为 1 050 μmol/mol 时,单叶净光合速率已达到饱和,而高水处理和中水处理中未出现饱和现象。

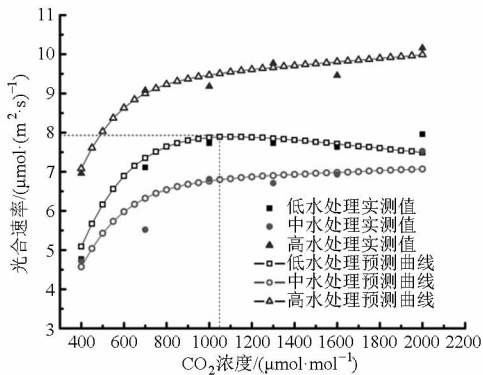


图 8 番茄果期各土壤水分处理下的 CO₂ 浓度与光合速率关系曲线

Fig. 8 Predicted relationship between CO₂ concentration and photosynthetic rate under different soil moisture treatments at fruiting stage of tomato plants

番茄各生长阶段建立的光合速率预测模型可较精确地反映不同土壤水分条件下 CO₂ 浓度与光合速率的曲线趋势,为番茄作物生长中有效利用水资源和 CO₂ 浓度提供了依据。由于实验对象为越冬茬番茄,光照较弱,在作物生长后期,其叶片较薄,光合速率相对较低。为了验证模型的适用性与稳定性,应使用多年数据,对该模型进行验证。另外,模型的输入仅为温室环境信息,而作物生长指标对其光合速率也有一定的影响,在后续实验中将予以考虑。

3 结论

(1) 以不同水分条件与 CO₂ 浓度交互实验为基础,以无线传感器网络节点实时监测采集的温室环境信息作为输入参数,光合速率仪采集的光合速率作为输出,建立了番茄不同生长阶段的光合速率预测模型。验证结果表明,苗期模型的预测决定系数为 0.925,花期模型的预测决定系数为 0.920,果期的预测决定系数为 0.958。模型均具有较高的预测精度,而果期模型具有更小的均方根误差,其稳定性优于前 2 个模型。

(2) 利用已建立的预测模型对不同水分条件下的 CO₂ 浓度与光合速率曲线进行模拟,其效果良好,与番茄实际光合速率相吻合,且部分曲线可较明显得到 CO₂ 浓度饱和点,有利于不同水分条件下 CO₂ 的增施。

参 考 文 献

1 郭文川,程寒杰,李瑞明,等. 基于无线传感器网络的温室环境信息监测系统[J]. 农业机械学报,2010,41(7):181-185.
Guo Wenchuan, Cheng Hanjie, Li Ruiming, et al. Greenhouse monitoring system based on wireless sensor networks[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 181-185. (in Chinese)

2 徐立鸿,苏远平,梁毓明. 面向控制的温室系统小气候环境模型要求与现状[J]. 农业工程学报,2013,29(19):1-15.
Xu Lihong, Su Yuanping, Liang Yuming. Requirement and current situation of control-oriented microclimate environmental model in greenhouse system[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(19): 1-15. (in Chinese)

- 3 韩文霆,王毅. 西红柿温室内无线传感器网络 2.4 GHz 信道传播特性[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 264–271.
Han Wenting, Wang Yi. Signal transmission characteristics of 2.4 GHz wireless sensor network in tomato greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 264–271. (in Chinese)
- 4 Malaver A, Motta N, Corke P, et al. Development and integration of a solar powered unmanned aerial vehicle and a wireless sensor network to monitor greenhouse gases[J]. Sensors, 2015, 15(2): 4072–4096.
- 5 张荣标, 项美晶, 李萍萍, 等. 基于信息融合的温室 CO₂ 调控量决策方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(6): 175–178.
Zhang Rongbiao, Xiang Meijing, Li Pingping, et al. Decision-making on greenhouse CO₂ control quantity based on information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(6): 175–178. (in Chinese)
- 6 Suzuki M, Umeda H, Matsuo S, et al. Effects of relative humidity and nutrient supply on growth and nutrient uptake in greenhouse tomato production[J]. Scientia Horticulturae, 2015, 187: 44–49.
- 7 Prior S A, Brett R G, Rogers H H, et al. Elevated atmospheric CO₂ effects on biomass production and soil carbon in conventional and conservation cropping systems[J]. Global Change Biology, 2005, 11(4): 657–665.
- 8 Xu Shenping, Zhu Xopashu, Li Chao, et al. Effects of CO₂ enrichment on photosynthesis and growth in *Gerbera jamesonii*[J]. Scientia Horticulturae, 2014, 177: 77–84.
- 9 Li Qingming, Liu Binbin, Wu Yang, et al. Interactive effects of drought stresses and elevated CO₂ concentration on photochemistry efficiency of cucumber seedlings[J]. Journal of Integrative Plant Biology, 2008, 50(10): 1307–1317.
- 10 Manderscheid R, Erbs M, Weigel H J. Interactive effects of free-air CO₂ enrichment and drought stress on maize growth[J]. European Journal of Agronomy, 2014, 52: 11–21.
- 11 张静,王双喜. 温室番茄光合作用模拟模型中环境因子的影响[J]. 农机化研究, 2011, 33(7): 57–59.
Zhang Jing, Wang Shuangxi. Effects of environmental factors on the photosynthesis simulation model in greenhouse tomato[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011, 33(7): 57–59. (in Chinese)
- 12 李建明, 张勇, 邹志荣, 等. 甜瓜苗期单叶光合模型建立, 参数估算和验证[J]. 上海交通大学学报: 农业科学版, 2008, 26(5): 462–465.
Li Jianming, Zhang Yong, Zou Zhirong, et al. Photosynthesis model establishment, parameter estimation and validation for single leaves of musk melon seedling[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Agricultural Science, 2008, 26(5): 462–465. (in Chinese)
- 13 李萍萍, 李冬生, 王纪章, 等. 温室黄瓜叶片光合速率的类卡方模型[J]. 农业工程学报, 2009, 25(1): 171–175.
Li Pingping, Li Dongsheng, Wang Jizhang, et al. Quasi-chi-square model for photosynthetic rate of cucumber leaf in greenhouse[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(1): 171–175. (in Chinese)
- 14 Salazar R, Schmidt U, Huber C, et al. Neural networks models for temperature and CO₂ control[J]. International Journal of Agricultural Research, 2010, 5(4): 191–200.
- 15 Ehret D L, Hill B D, Raworth D A, et al. Artificial neural network modelling to predict cuticle cracking in greenhouse peppers and tomatoes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(2): 108–116.
- 16 张海辉, 陶彦蓉, 胡瑾. 融合叶绿素含量的黄瓜幼苗光合速率预测模型[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 259–263.
Zhang Haihui, Tao Yanrong, Hu Jin. Research on photosynthetic rate prediction model of cucumber seedlings fused chlorophyll content[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 259–263. (in Chinese)
- 17 王伟珍, 张漫, 蒋毅琼, 等. 基于 WSN 的温室番茄光合速率预测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊 2): 192–197.
Wang Weizhen, Zhang Man, Jiang Yiqiong, et al. Photosynthetic rate prediction model of tomato plants based on wireless sensor network in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp. 2): 192–197. (in Chinese)
- 18 韩磊, 李锐, 朱会利, 等. 基于 BP 神经网络的土壤养分综合评价模型[J]. 农业机械学报, 2011, 42(7): 109–115.
Han Lei, Li Rui, Zhu Huili, et al. Comprehensive evaluation model of soil nutrient based on BP neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(7): 109–115. (in Chinese)
- 19 Ehret D L, Hill B D, Raworth D A, et al. Artificial neural network modeling to predict cuticle cracking in greenhouse peppers and tomatoes [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(2): 108–116.
- 20 项美晶. 基于信息融合的温室环境因子调控优化研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2009.