

基于BP神经网络算法的温室番茄CO₂增施策略优化*

张漫 李婷 季宇寒 沙莎 蒋毅琼 李民赞

(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: CO₂浓度是植物光合作用的主要原料之一,确定植株生长阶段的最适CO₂浓度需求量,对日光温室内CO₂浓度调控具有重要意义。以开花期番茄植株为研究对象,将定植后的番茄分为4个CO₂浓度梯度处理组,其中,C1、C2、C3处理组CO₂增施摩尔比分别为(700±50)、(1000±50)、(1300±50) μmol/mol,CK处理组为温室内自然状态下CO₂摩尔比(约450 μmol/mol)。实验利用无线传感器网络节点实时监测温室环境因子,包括空气温湿度、光照强度和CO₂浓度;利用LI-6400XT型便携式光合速率仪进行光合日动态和环境因子交互影响实验测定。光合日动态组间差异性研究表明,对开花期番茄增施1000~1300 μmol/mol的CO₂时,可使番茄单叶净光合速率提高约37.13%~40.42%。以环境因子为输入参数,建立基于BP神经网络的光合速率预测模型,用于不同CO₂浓度梯度下的光合日动态预测。结果表明,模型训练集和测试集的相关系数分别为0.98和0.93,预测精度较高;C1、C2、C3和CK处理组的日动态预测相关系数分别为0.96、0.94、0.78和0.96,与实测结果吻合度较高且相对误差较小,因此该模型可以为可变环境下的番茄光合日变化动态预测提供依据。

关键词: 温室番茄 光合日动态 单叶净光合速率 BP神经网络预测模型

中图分类号: S625.5⁺¹ **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)08-0239-07

Optimization of CO₂ Enrichment Strategy Based on BPNN for Tomato Plants in Greenhouse

Zhang Man Li Ting Ji Yuhan Sha Sha Jiang Yiqiong Li Minzan

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

Abstract: Carbon dioxide (CO₂) as the important raw materials of plant growth in greenhouse, it is also one of the main factors that affects the plant photosynthesis. Adding CO₂ gas fertilizer has been one of the important techniques for increasing production of tomatoes in greenhouse. In order to determine the proper amount of CO₂ based on the plant demands, the impact of different CO₂ concentrations on net photosynthesis rate (P_n) of tomato plants was studied. Tomatoes after planting were treated under four different CO₂ concentration levels, including elevated CO₂ concentrations of (700±50) μmol/mol (C1), (1000±50) μmol/mol (C2), (1300±50) μmol/mol (C3), and ambient CO₂ concentration in greenhouse (about 450 μmol/mol, CK). The above-mentioned CO₂ enrichment was taken in the sunny daytime (09:00—12:00). During the experiment, firstly, the sensor nodes based on WSN were used to monitor greenhouse environmental parameters, including air temperature, air humidity, light intensity and CO₂ concentration. Secondly, the diurnal dynamics of photosynthesis rate of tomato plants were achieved by LI-6400XT portable photosynthesis analyzer at the flowering stage. The parameters were measured by hourly from 08:00 to 18:00. In the environmental factors nested test of photosynthesis, the CO₂ concentration gradients were set to 400, 600, 800, 1000, 1300 and 1500 μmol/mol, respectively, the PAR gradients were set to 300, 600, 900 and 1200 μmol/(m²·s), respectively, and

收稿日期: 2015-03-24 修回日期: 2015-06-09

* 国家自然科学基金资助项目(31271619)和高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20110008130006)

作者简介: 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

the temperature gradients were set to 28°C and 35°C, respectively. The air humidity came from the ambient environment (23.16% ~ 46.07%). Then, in order to better understand the characteristics of tomato growth and achieve the purpose of the regulation of CO₂ concentration in greenhouse, BP neural network was used to create photosynthesis prediction model according to the environmental factors nested test of photosynthesis. The diurnal dynamics of photosynthesis rate from different groups were simulated based on established model in the natural environment (except CO₂ concentration), from which the CO₂ concentration saturation point was obtained. The results indicated that CO₂ enrichment raised P_n of tomato significantly, and the value was 37.13% and 40.42% higher in C2 and C3 than that in CK, respectively. Furthermore, the photosynthesis prediction model created by training group was accurate with average relative error of 3.91%, mean absolute error of 0.51 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, root mean square error of 0.79 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ and correlation coefficient of 0.98. The corresponding values of testing group were 10.08%, 1.36 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, 1.80 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ and 0.93, respectively. The prediction effect of diurnal dynamics of photosynthesis revealed that the correlation coefficient between the measured and calculated values was 0.96 when CO₂ concentration was set to 700 $\mu\text{mol}/\text{mol}$, 0.94 when CO₂ concentration was set to 1 000 $\mu\text{mol}/\text{mol}$, 0.78 when CO₂ concentration was set to 1 300 $\mu\text{mol}/\text{mol}$, 0.96 in the 450 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ treatment. Therefore, the prediction model had high accuracy and certain universality, which could provide a theoretical basis for optimal regulation of photosynthetic rate dynamically and precise control of CO₂ gas fertilizer in greenhouse.

Key words: Greenhouse tomatoes Diurnal dynamics of photosynthesis Single leaf net photosynthetic rate BPNN prediction model

引言

光合作用是作物生长代谢的基础,光合速率优劣直接影响其果实的品质^[1],CO₂是作物光合作用重要原料之一,温室栽培使作物长期处于相对密闭的场所中,在植物光合作用旺盛期,其内部 CO₂ 浓度常不能达到植物生长需求^[2]。因此,适宜情况下补充适量的 CO₂ 对作物的生长、生产具有重要意义^[3-5]。由于作物光合作用是温室内其他环境参数与 CO₂ 浓度共同作用的结果,因此在空气温湿度和光照变化的情况下,分析长期增施 CO₂ 浓度对作物的影响,并建立光合速率预测模型,从而确定作物生长最适的 CO₂ 增施策略已成为日光温室环境调控的研究热点之一。

光合速率预测模型作为增施 CO₂ 的理论依据,在建模方法和预测算法方面得到了广泛的研究^[6-11]。上述研究均为部分环境因子的建模研究,未建立空气温湿度、光照和 CO₂ 浓度交互作用下的光合速率预测模型。因此,建立多输入因子的预测模型,并寻找特定情况下的 CO₂ 浓度饱和点,成为控制和管理温室 CO₂ 浓度的关键。

另一方面,目前温室数据大多通过人工测量得到,而日光温室是可以实现人工控制和管理的生产环境。综合运用农业科学、信息科学、管理科学和控制科学等相关学科知识,可对温室内的环境因子

(空气温湿度、光照强度、CO₂ 浓度等)进行自动监测和控制^[12-14]。因此,为了便于管理、节省人力资源,数据自动采集监控系统已经成为温室发展的趋势。蒋毅琼等^[15]开发了基于 WSN 的日光温室 CO₂ 浓度监控系统,但其缺少光合速率预测模型的研究;王伟珍等^[16]建立了不同生长季的番茄光合速率预测模型,但其建模数据仅有部分来源于自动采集系统,且未对番茄的光合日动态变化进行全面分析研究。

番茄作为温室栽培的主要作物之一,对它的光合作用研究更具有代表性^[17]。因此,本文以番茄为实验对象,分析长期增施不同浓度的 CO₂ 对番茄光合日动态的影响,并通过 BP 神经网络建立主要环境因子与净光合速率的综合预测模型,使用该模型对番茄的日生长变化进行预测,并预测特定条件下的 CO₂ 饱和点。以此预测模型作为温室内 CO₂ 增施和调控的依据,以期提高番茄生产效率与产量。

1 材料与方法

1.1 系统总体设计

系统总体设计如图 1 所示,由数据采集、数据分析、模型建立与预测 3 部分组成。其中,数据采集包括利用采集周期为 30 min 的无线传感器网络节点实时动态获取温室内的空气温湿度、光照强度、CO₂ 浓度信息,并利用 LI-6400XT 型便携式光合速率仪 (LI-COR INC., USA) 获取番茄的净光合速率。在

数据分析部分,通过对不同处理组番茄光合日动态的分析,可了解长期增施CO₂对番茄植株生长生理的影响,这为番茄光合速率模型的建立奠定了理论基础。在模型建立与预测部分,以处理后的温室环境信息作为模型输入参数,以BP神经网络为主要训练方法建立预测模型,目的是对可变环境下的番茄植株日光合速率变化以及CO₂浓度与净光合速率之间的关系进行准确预测。

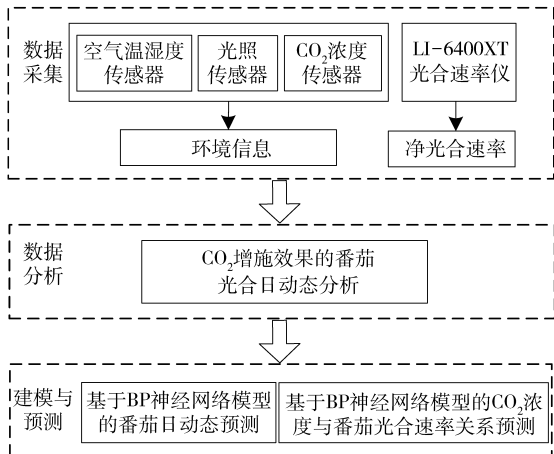


图1 系统总体结构

Fig. 1 System structure

1.2 实验设计

实验时间为2014年4—6月,地点为中国农业大学东校区水利与土木工程学院的日光温室。温室类型为半地下覆膜半拱形温室,透光率约为70%。番茄品种为“中杂105”。实验设4个CO₂浓度梯度处理组,其中:C1为(700 ± 50) μmol/mol, C2为(1000 ± 50) μmol/mol, C3为(1300 ± 50) μmol/mol, CK为自然环境下CO₂浓度,约450 μmol/mol。为提高CO₂气肥利用率,防止增施期间的气体外散,4个处理组分别置于用PEP塑料薄膜覆盖的培养槽内(2.5 m × 0.6 m × 2.0 m)。番茄植株生长的基质营养以及水分均做统一处理(即植株生长的适宜条件)。由于环境限制,在番茄顶部20 cm左右的位置增加番茄专用红蓝光源补光灯。

番茄于2014年2月17日播种,3月18日定植于培养槽内,每槽10株。幼苗番茄出现4~6片真叶时,在水肥充足,温度适宜、光照较好的09:00—12:00开始按设定浓度增施CO₂,阴雨天无光照情况下不增施,其中输气管道置于番茄植株冠层高度位置,在输气管附近增加风扇,以确保培养槽内气体的均匀性^[18]。

1.3 测定项目与方法

1.3.1 环境数据自动采集

温室环境信息(空气温湿度、光照强度和CO₂浓度)由基于WSN的自动监控系统实时采集。系

统示意图如图2所示,该系统由4个传感器节点,1个汇聚节点和远程数据管理系统组成。

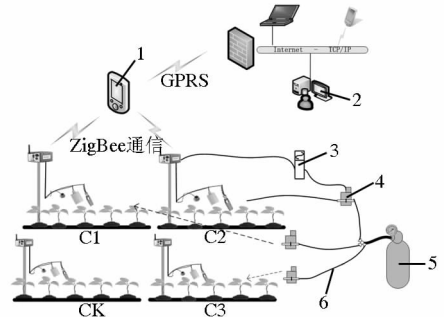


图2 基于WSN的温室环境信息自动监控系统

Fig. 2 Automatic monitoring system of environmental information based on WSN in greenhouse

1. 网关节点 2. 远程管理平台 3. 继电器 4. 电磁阀 5. CO₂气源 6. 导气管

传感器节点分别连接空气温湿度传感器、光照传感器和CO₂浓度传感器,协同完成对温室环境信息的实时感知,采样周期为30 min。传感器节点由JENNIC5139微控制器模块、继电器模块及电源等辅助功能模块组成。其中,JENNIC5139模块内嵌ZigBee无线传输模块,采用IEEE802.15.4标准的ZigBee协议以其多跳、自组网、低功耗等特点,实现与汇聚节点的实时通信;继电器模块依据CO₂传感器的实时监测值控制电磁阀通断,从而实现CO₂气肥增施的精确管理。

汇聚节点主要由JENNIC5139微控制器模块、GPRS远程通信模块及其辅助功能模块组成,主要用来连接传感器节点和远程服务器。其中,JENNIC5139微控制器模块实现与底层传感器节点间的网络连接,并传递数据收发命令;GPRS模块采用ZWG-28DP无线透传模块实现与远程管理系统的通讯。

远程管理系统包括数据接收模块、存储模块和控制模块等。通过TCP/IP通信协议建立服务器与节点间的网络通信通道,实现数据的实时传输;采用SQL server数据库对数据进行存储;控制模块可根据时间及当前CO₂传感器的测量值自动调节CO₂增施开关。

1.3.2 光合日动态测定

本实验使用LI-6400XT型便携式光合速率仪的标准叶室测量番茄的光合日动态。在4个不同CO₂浓度处理组中分别选取5株生长健康、叶龄一致、光照均一的同一叶位叶片,在08:00—18:00每隔1 h对番茄叶片进行测量,重复3次取平均值。测量过程中,标准叶室内的光量子传感器直接测量照射在叶室内日光的光合有效辐射,等待CO₂摩尔

比波动值小于 $0.2 \mu\text{mol}/\text{mol}$, P_n (净光合速率) 稳定在小数点后一位, 气孔导度 (G_s) 在 (0,1) 之间、胞间 CO_2 浓度 $C_i > 0$ 、蒸腾速率 $T_r > 0$ 时, 记录此时的 P_n 值。

环境因子交互影响实验中, 采用光合仪的红蓝叶室测量番茄单叶 P_n 值, 并取其均值。测量对象为各处理组植株, 测量位置为叶片自上而下第三叶序上的顶叶, 气体流速设置为 $500 \mu\text{mol}/\text{s}$, 温室内实际湿度为 23.16% ~ 46.07%。采用光合仪的不同模块人工营造测试过程中叶室小环境所需的 CO_2 浓度、光照、温度等。其中, 利用 CO_2 浓度注入系统设置 CO_2 摩尔比梯度为 400、600、800、1 000、1 300、1 500 $\mu\text{mol}/\text{mol}$; 利用 LED 光源模块设置光合有效辐射为 300、600、900、1 200 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; 控温模块设置温度为 28、35 $^{\circ}\text{C}$ 。各处理组分别获得 48 组数据, 将无线传感器网络节点获取的环境因子与 LI-6400XT 型光合速率仪测得的净光合速率进行匹配, 剔除误差数据后, 组成容量为 154 的实验样本集, 其中从各处理组随机抽取 6 组数据, 组成容量为 24 的测试集 (15%), 用于 BP 神经网络模型的验证。

1.4 数据分析方法

番茄光合日动态采用 SPSS 统计分析软件进行数据分析, Origin 8.0 绘制图形。

光合速率预测模型的建立采用 BP 神经网络建模方法。BP 神经网络是一种典型的监督式神经网络分类器, 可实现从输入到输出的非线性映射功能, 通过学习自动提取合理的求解规则, 从而具有一定的推广和概括能力^[19-20]。神经网络上一层各神经元通过传递函数实现对下一层各神经元的全连接, 同层神经元之间无关联^[21]。本实验采用 3 层 BP 神经网络 (输入层、隐含层、输出层) 对番茄的净光合速率与环境因子之间的关系进行模拟预测, 其中 BP 神经网络预测模型的输入参数包括空气温湿度、光照强度和 CO_2 浓度, 输出参数为番茄净光合速率。输入层、输出层神经元传递函数可采用 S 型对数函数 Logsig 与线性函数 Pureline 的不同组合形式, 训练函数为 Trainbr 或 Traingdx。隐含层节点数计算公式为

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + l \quad (1)$$

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) 区间内任意常数

网络输入输出样本数据通常需要通过归一化处理以消除量纲影响, 提高网络收敛性能^[22]。本研究中, 归一化采用 Matlab 中的 Mapminmax 函数。

对模型预测性能的评价指数主要包括相关系数 R 、平均相对误差、平均绝对误差和均方根误差。

2 结果与分析

2.1 不同处理组光合日动态差异性分析

番茄植株光合日动态的差异性分析中, 净光合速率可直观反映出不同 CO_2 浓度处理下的植物长势。如图 3 所示, 番茄 P_n 日变化过程中 C1、C3、CK 处理组呈现双峰型, 从 08:00 开始, 随着光照强度和温度的升高, 净光合速率迅速增大。10:00—11:00, C3 和 CK 处理组出现第 1 个峰值 (分别为 $9.80 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $7.86 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$), 约 12:00 可能出现“午休”现象; 而 C1 处理组在 12:00 时出现第 1 个峰值 ($8.36 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$), 13:00 时可能出现“午休”现象。C2 处理组在 12:30 时出现峰值 ($10.87 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$), 无明显“午休”现象。图 3 中比较番茄净光合作用的日平均值, 其从大到小依次为 C3、C2、C1、CK。

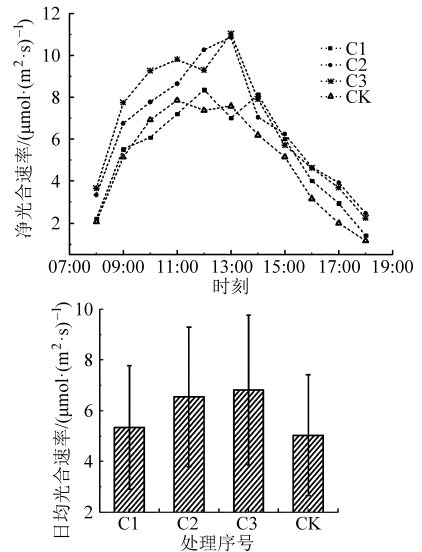


图3 不同 CO_2 浓度处理组番茄净光合速率日动态及其日均值变化

Fig. 3 Diurnal variation of net photosynthetic rate under four different CO_2 concentration levels

上述结果表明, 09:00—12:00 内植物光合作用旺盛, 此阶段增施 CO_2 可弥补环境 CO_2 不足的限制, 减少光热资源的浪费, 增加番茄净光合速率, 有利于生物量的积累。与 CK 处理组相比, 增施 $1\,300 \mu\text{mol}/\text{mol}$ CO_2 时, 可使番茄光合速率提高 40.42%, 增施 $1\,000 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 时提高 37.13%; 而增施 $700 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 时, 净光合速率仅比 CK 处理组提高了 7.36%, 作用效果不明显。实验时番茄正值开花坐果时, 增施低浓度 CO_2 对于番茄植株光合作用影响不大, 这与前人的研究理论一致^[3,23], 长时间增施高浓度 CO_2 可明显增加番茄的光合作用效率, 促

进其生长发育。

2.2 光合速率预测模型的建立与验证

2.2.1 光合速率预测模型的建立

以无线传感器网络节点测得的环境信息(空气温湿度、光照强度、CO₂ 浓度)作为 BP 神经网络的输入参数,净光合速率为模型输出参数。

为消除输入量纲影响,采用 Mapminmax 函数将样本输入数据归一化到[-1,1]。通过对隐含层与输出层的传递函数以及训练函数和隐含层节点数的组合寻优,确定其最优的 BP 神经网络训练参数。如图 4 所示,传递函数为 {Logsig, Pureline}, 训练函数为 Trainbr 组合时,模型具有最小的均方根误差,且隐含层节点数为 12 时,其训练能力优于其他选择。

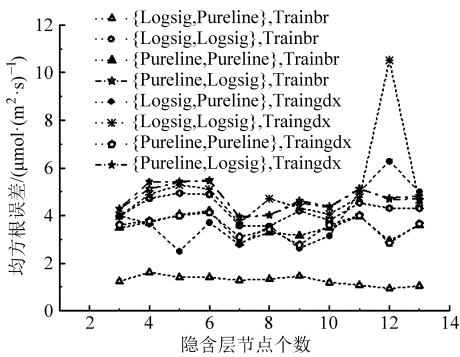


图 4 BPNN 组合参数寻优

Fig. 4 Parameter optimization of BPNN

因此,利用上述最优参数组合,由 154 组实验样本进行模型构建,其中的 24 组数据进行模型验证,结果如表 1 所示。利用训练集及测试集数据对建立的模型进行预测,其预测精度如表 2 所示。

由表 1 可知,测试集数据的相对误差和绝对误差基本满足要求。仅 14、15、19 号样本点在测量过程中由于环境湿度变小,温度升高,导致叶片气孔关闭而产生了较大的预测误差。由表 2 的模型评价参数可知,训练集和测试集数据对模型的预测相关系数分别为 0.98 和 0.93,且误差较小。因此,由无线传感器网络自动获取的环境信息,通过 BP 神经网络建立的光合速率预测模型有较高的预测精度。利用该模型对 09:00—15:00 的番茄光合日动态进行模拟预测,并确定其特定环境条件下的 CO₂ 饱和点,以此为温室 CO₂ 自动调控提供依据。

2.2.2 番茄光合日动态预测

将已建立的光合速率预测模型应用于不同 CO₂ 浓度处理组的番茄光合日动态,可准确预测一天中环境参数最适宜情况下的植株生长状态,为 CO₂ 浓度调控提供依据。09:00—15:00 时段内,温室内无线传感器网络节点自动获取的环境参数范围分别

表 1 测试集数据对 BPNN 模型的预测及误差分析

Tab. 1 Testing effect and error analysis of BPNN at tomato flowering stage

样本 测试集 序号	实测值 /($\mu\text{mol}\cdot$ $\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$)	预测值 /($\mu\text{mol}\cdot$ $\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$)	绝对误差 /($\mu\text{mol}\cdot$ $\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$)	相对 误差 /%
1	14.63	14.23	0.40	2.73
2	20.69	21.95	1.26	6.09
3	13.07	12.47	0.60	4.59
4	11.47	11.66	0.19	1.66
5	12.68	13.22	0.54	4.26
6	19.40	21.89	2.49	12.84
7	18.36	17.67	0.69	3.76
8	6.96	7.40	0.44	6.32
9	13.93	15.85	1.92	13.78
10	13.23	11.44	1.79	13.53
11	9.62	10.08	0.46	4.78
12	15.04	15.18	0.14	0.93
13	23.81	25.27	1.46	6.13
14	8.84	13.12	4.28	48.42
15	9.35	12.11	2.76	29.52
16	22.93	21.37	1.56	6.80
17	12.24	11.25	0.99	8.09
18	17.10	17.40	0.30	1.75
19	13.61	9.20	4.41	32.40
20	11.11	11.46	0.35	3.15
21	18.09	20.43	2.34	12.94
22	17.25	15.40	1.85	10.72
23	18.19	18.41	0.22	1.21
24	19.98	21.13	1.15	5.76

表 2 BPNN 模型预测效果评价指标

Tab. 2 Evaluation indexes of prediction effect of BPNN model at tomato flowering stage

	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/ ($\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1}$)	R
训练集	3.91	0.51	0.79	0.98
测试集	10.08	1.36	1.80	0.93

为:CO₂ 摩尔比 426 ~ 452 $\mu\text{mol}/\text{mol}$, 环境温度 28.87 ~ 32.12 $^{\circ}\text{C}$, 相对湿度 25.19% ~ 37.21%, 光照强度由 432 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 上升为 948 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 后逐渐降低。利用实验中不同处理组的 CO₂ 浓度结合动态环境参数,预测各处理组光合日动态,结果如图 5 所示。CO₂ 摩尔比分别为 700、1 000、439 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 时,模型预测结果与 C1、C2、CK 处理组的实际光合速率值保持一致。当 CO₂ 摩尔比为 1 300 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 时,预测结果基本可以反映长期增施高 CO₂ 浓度时的光合速率变化趋势,其预测结果精确度如表 3 所示。因此,在动态气候条件下,基于 BP 神经网络的预测模型基本可以由自动获取的温室环境参数快速准确地模拟番茄植株在相

应时段的光合速率变化。该模型适用于生长在不同 CO_2 浓度环境下的番茄叶片。

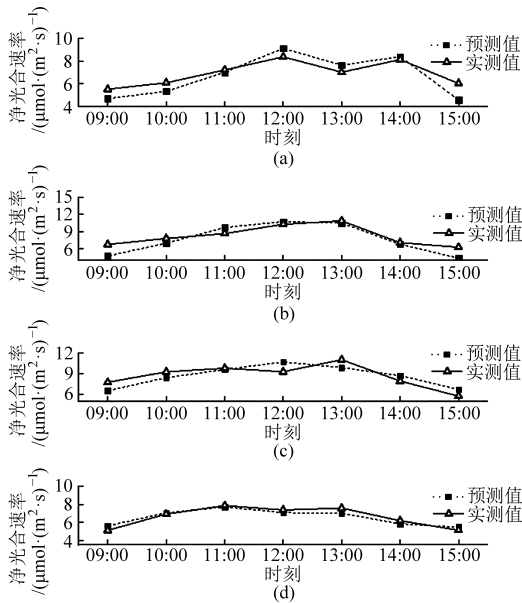


图5 基于BPNN的光合速率预测模型对花期番茄的光合日动态预测对比

Fig. 5 Prediction effect of photosynthetic rate diurnal dynamics based on BPNN at tomato flowering stage
(a) C1 (b) C2 (c) C3 (d) CK

表3 不同 CO_2 浓度处理组的预测效果评价指标

Tab. 3 Evaluation indexes of prediction effect of different CO_2 concentration treatments

处理组 序号	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/ ($\mu\text{mol}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1}$)	R
C1	10.68	0.69	0.79	0.96
C2	13.62	0.99	1.20	0.94
C3	11.40	0.94	1.01	0.78
CK	5.25	0.33	0.36	0.96

2.2.3 CO_2 浓度-净光合速率关系曲线预测

在一定的环境参数下,通过改变 CO_2 浓度进行光合速率预测,进而可得到最优 CO_2 浓度;再通过与实测 CO_2 浓度曲线相比较,可实现 CO_2 浓度的精细管理。空气温度为 32.53°C ,相对湿度为 46.87% ,光合有效辐射为 $900 \mu\text{mol}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$ 时,将 CO_2 摩尔比设置为 $100, 150, 200, 400, 600, 800, 1000, 1300, 1500, 1800 \mu\text{mol}/\text{mol}$,由光合仪测得一组 CO_2 浓度-净光合速率关系曲线。依上述条件,将 CO_2 摩尔比设置为 $100 \sim 1800 \mu\text{mol}/\text{mol}$,预测出 CO_2 -净光合速率关系曲线,如图6所示。预测曲线

与实测值基本吻合,且得到的 CO_2 饱和摩尔比约为 $1200 \mu\text{mol}/\text{mol}$,该饱和点处于高 CO_2 浓度处理组 $1000 \sim 1300 \mu\text{mol}/\text{mol}$ 之间,说明本文的光合速率预测模型对番茄植株的 CO_2 需求管理具有实际指导意义。

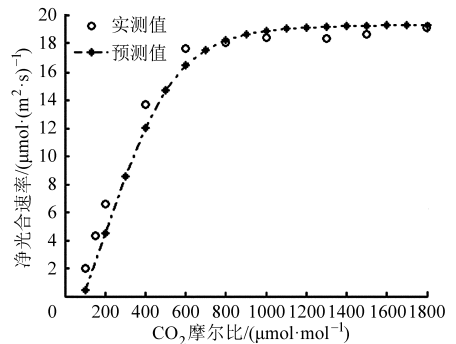


图6 CO_2 浓度与番茄净光合速率的关系曲线
Fig. 6 Relationship between CO_2 concentration and net photosynthetic rate of tomato

2.3 讨论

(1) 分析了增施不同 CO_2 浓度时的番茄叶片光合日动态,但其研究对象仅为开花期的番茄植株。实际上,番茄生长的不同苗龄对光合作用均具有重要影响。因此,后续研究中,需增大数据采集范围,获取其他生长期的数据信息,对其生长变化做更进一步研究。

(2) 番茄植株的光合速率在正午左右出现降低,可能由植株的“午休”现象引起,具体原因应从气孔导度、气孔限制值等方面结合植株生长因素再做深入分析。

3 结论

(1) 番茄光合速率日动态差异性分析结果表明,上午时段番茄叶片净光合速率迅速增大,增施高浓度 CO_2 可使番茄叶片光合速率提高约 40% ,有效结合其他资源可促进叶片生长。

(2) 以空气温湿度、光照强度、 CO_2 浓度交互影响实验为基础,建立了基于BP神经网络的光合速率预测模型精度较高,能精确预测番茄光合速率。

(3) 采用建立的模型对各处理组番茄光合速率日动态预测结果表明,该模型可较精确地反映不同 CO_2 浓度生长环境下植株日动态变化规律。通过逐步增大 CO_2 浓度,可精确模拟出番茄的 CO_2 饱和点,为温室 CO_2 气肥的自动调控提供了理论依据和决策支持。

参考文献

- 1 吴锴,张静,郝称意. 温室番茄群体光合作用模拟模型的研究[J]. 山西农业大学学报:自然科学版,2013,33(3):225-229.
Wu Kai, Zhang Jing, Hao Chengyi. Simulation of the canopy photosynthesis model of greenhouse tomato [J]. Journal of Shanxi Agricultural University: Nature Science Edition, 2013, 33(3): 225-229. (in Chinese)

- 2 王东,张海辉,冯建合,等. 温室大棚CO₂浓度精准调控系统的设计与实现[J]. 农机化研究,2012,34(3):114-118.
Wang Dong,Zhang Haihui, Feng Jianhe, et al. Design and realization of carbon dioxide precision control system for greenhouse [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2012, 34(3): 114-118. (in Chinese)
- 3 孙艳军,徐刚,吕夫成,等. 增施CO₂对日光温室茄子生长发育的影响[J]. 江苏农业科学,2013(11):166-167.
- 4 Xu Shengping, Zhu Xiaoshu, Li Chao, et al. Effects of CO₂ enrichment on photosynthesis and growth in *Gerbera jamesonii* [J]. Scientia Horticulturae, 2014, 177:77-84.
- 5 马俊,贺超兴,闫妍,等. 普通土壤栽培增施CO₂和有机土栽培对日光温室秋黄瓜产量和品质的影响[J]. 中国蔬菜,2012(22):47-53.
- 6 Gao Yanni, Yu Guirui, Yan Huimin, et al. A MODIS-based photosynthetic capacity model to estimate gross primary production in Northern China and the Tibetan Plateau [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 148(5): 108-118.
- 7 Lenz Kathryn E, Host George E, Roskoski Kyle, et al. Analysis of a Farquhar-von Caemmerer-Berry leaf-level photosynthetic rate model for *Populus tremuloides* in the context of modeling and measurement limitations [J]. Environmental Pollution, 2010,158(4): 1015-1022.
- 8 Zhang Jing, Wang Shuangxi. Simulation of the canopyphotosynthesis model of greenhouse tomato [J]. Procedia Engineering, 2011, 16(8): 632-639.
- 9 胡瑾,何东健,任静,等. 基于遗传算法的番茄幼苗光合作用优化调控模型[J]. 农业工程学报,2014,30(17):220-227.
Hu Jin, He Dongjian, Ren Jing, et al. Optimal regulation model of tomato seedlings' photosynthesis based on genetic algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(17):220-227. (in Chinese)
- 10 李天来,颜阿丹,罗新兰,等. 日光温室番茄单叶净光合速率模型的温度修正[J]. 农业工程学报,2010,26(9):274-279.
Li Tianlai, Yan Adan, Luo Xinlan, et al. Temperature modified model for single-leaf net photosynthetic rate of greenhouse tomato [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(9):274-279. (in Chinese)
- 11 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)
- 12 李锡文,杨明金,杨仁全,等. 现代温室环境智能控制的发展现状及展望[J]. 农机化研究,2008(4):9-13.
Li Xiwen, Yang Mingjin, Yang Renquan, et al. The development status and prospect of modern greenhouse environment intelligent control [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008(4): 9-13. (in Chinese)
- 13 华晶,何火娇,殷华,等. 基于WSN的农业温室环境监控系统[J]. 农机化研究,2013(11):135-139.
Hua Jing, He Huojiao, Yin Hua, et al. Agricultural greenhouse environment monitoring and control system based on WSN [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013(11):135-139. (in Chinese)
- 14 徐立鸿,苏远平,梁毓明,等. 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, et al. 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)
- 15 蒋毅琼,张漫,李婷,等. 基于WSN的日光温室CO₂浓度监控系统[J]. 中国农业大学学报,2014,19(4):166-171.
Jiang Yiqiong, Zhang Man, Li Ting, et al. Development of a CO₂ concentration monitoring and controlling system in solar greenhouse based on WSN [J]. Journal of China Agricultural University, 2014, 19(4):166-171. (in Chinese)
- 16 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 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)
- 17 张春奇,查素娥,李红波. 番茄育种研究概况及展望[J]. 农业科技通讯,2011,39(3):29-33.
- 18 刘洪祥. 温室大棚CO₂气肥施用技术要点[J]. 农业科技与装备,2008(2):77-78.
- 19 张德丰. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009.
- 20 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)
- 21 陈博,欧阳竹. 基于BP神经网络的冬小麦耗水预测[J]. 农业工程学报,2010,26(4):81-86.
Chen Bo, Ouyang Zhu. Prediction of winter wheat evapotranspiration based on BP neural networks [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(4): 81-86. (in Chinese)
- 22 陈小前,罗世彬,王振国,等. BP神经网络应用中的前后处理过程研究[J]. 系统工程理论与实践,2002,22(1):65-70.
Chen Xiaoqian, Luo Shibin, Wang Zhenguo, et al. Research on preprocessing and postprocessing of the application of BP neural network [J]. Systems Engineering-Theory and Practice, 2002, 22(1):65-70. (in Chinese)
- 23 何平. 温室效应与植物光合作用——大气CO₂浓度升高对植物光合机理影响的分析[J]. 中南林学院学报,2001,21(1):1-4.
He Ping. Green house effect and plant photosynthesis: an analysis on the influences of CO₂ enrichment on photosynthetic mechanism in plants [J]. Journal of Central South Forestry University, 2001, 21(1):1-4. (in Chinese)