

春秋茬温室番茄光合速率预测模型通用性研究

殷 鉴¹ 刘新英¹ 张 漫¹ 李 寒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. 中国农业大学农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 基于无线传感器网络,建立了春秋茬温室番茄光合速率预测模型。在2014年秋季与2015年春季,采用无线传感器网络自动获取温室环境因子信息,包括空气温湿度、土壤温湿度、光强与CO₂浓度。同时采用LI-6400XT型光合仪测定植物的单叶净光合速率,利用叶室小环境来扩展数据范围。将采集到的温室环境信息作为输入参数,单叶净光合速率作为输出参数,利用神经网络建立番茄光合速率预测模型。为了提高模型的预测精度,首先使用Z分数对输入参数进行标准化,然后对标准化后的数据进行主成分分析;其次,根据各主成分的累积贡献率选取主成分,然后经过K折交叉检验后建立神经网络预测模型。结果表明,采用2014年秋季数据建立的预测模型,相关系数为0.99;2015年春季为0.95;用两季数据联合建立的通用模型,相关系数为0.85。利用春秋茬联合数据建立的温室番茄光合速率预测模型通用性较好,可以为日光温室CO₂气肥精细调控提供理论支持。

关键词: 温室; 番茄; 光合速率; 无线传感器网络; 主成分分析; BP神经网络

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)S0-0327-07

Photosynthetic Rate Prediction of Tomato under Greenhouse Condition in Spring and Autumn Growth Period

YIN Jian¹ LIU Xinying¹ ZHANG Man¹ LI Han²

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

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Photosynthesis is the basis of plant growth and photosynthetic rate directly affecting the quality of fruit. The quantity and quality of tomato can be improved with the application of the appropriate amount of CO₂, which is one of the principal raw material of photosynthesis. In this paper, photosynthetic rate prediction models under greenhouse condition in spring and autumn growth period were established respectively. The experimental data were collected during autumn of 2014 and spring of 2015. WSN was used to monitor greenhouse environmental parameters in real time, including air temperature, air humidity, CO₂ concentration, soil temperature, soil moisture, and light intensity. An LI-6400XT portable photosynthesis analyzer was used to measure the photosynthetic rate of tomato plants, and the environmental information of leaves was controlled by small chamber environment. In order to verify the universality of the established model, three models using the data from both spring and autumn growth period, data only from spring growth period, and the data only from autumn growth period were established. The photosynthetic rate prediction models of single leaf were established based on the back propagation (BP) neural network. The environmental parameters were used as input neurons and the photosynthetic rate was taken as the output neuron. In order to improve the prediction accuracy of the model, the input neurons were standardized using Z score method and then processed by principal component analysis. Principal components were selected according to the principal components' cumulative contribution rate. The photosynthetic rate prediction models of single leaf were established

收稿日期: 2017-07-11 修回日期: 2017-11-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0300600-2016YFD0300606)

作者简介: 殷鉴(1992—),男,硕士生,主要从事无线传感器网络应用研究,E-mail: 465170245@qq.com

通信作者: 张漫(1975—),女,教授,博士生导师,主要从事电子信息技术在农业中的应用研究,E-mail: cauzm@cau.edu.cn

after principal components analysis and *K*-fold cross validation. The results indicated that the correlation coefficient of photosynthesis prediction model based on the data of spring 2015, autumn 2014 and the two seasons were 0.99, 0.95 and 0.85 respectively. The results of the models indicated that the universality of the model built using data from both seasons, and it has great potential for CO₂ fertilizer control.

Key words: greenhouse; tomato; photosynthesis; WSN; PCA; BP neural network

引言

CO₂ 是作物光合作用的主要原料,合理增施 CO₂ 气肥有利于提高作物的产量和品质^[1-2]。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^[3-5]。ZHANG 等^[6]提出了 CO₂ 浓度、温度以及水分对番茄光合速率的影响函数。胡瑾等^[7]提出了基于遗传算法的番茄幼苗光合作用优化调控模型,旨在寻找不用不同温度条件下的光饱和点。李天来等^[8]确定了日光温室番茄最大光合速率的温度修正模型。上述建模研究虽然不同程度促进了日光温室研究的进展,但是均只考虑了部分环境因子,所建立的光合速率预测模型缺少空气温湿度、光照或 CO₂ 浓度等一些关键变量。其次上述研究所建立的模型的数据来源于同一季,没有验证所建立的模型是否适用于不同的生长季节。因此,建立多输入因子的预测模型,并检验所建立的模型对于不同生长季节的通用性,成为控制和管理 CO₂ 浓度的关键。

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^[9]。本文以番茄为实验对象,将 CO₂ 的合理增施作为切入点,用无线传感器网络获取温室周围环境因子,通过 BP 神经网络建立单叶净光合作用速率预测模型,为了验证模型的通用性,采用 2014 年秋季与 2015 年春季两季节的数据建立通用模型,并将此模型与单独采用 2014 年秋季、2015 年春季数据建立的模型进行分析比较,为一定环境条件下 CO₂ 精细施肥调控提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 实验总体设计

实验于 2014 年 10—12 月和 2015 年 4—6 月在中国农业大学水利与土木工程学院日光温室中进行,温室面积约 50 m²,实验期间番茄处于苗期和花期。实验系统的总体结构框图如图 1 所示,由数据采集、数据分析、预测模型三部分组成。番茄的环境信息因子由无线传感器网络节点实时采集,数据通过智能网关发送到远程数据管理中心,采样周期为 3 min。考虑到外界环境条件对作物单叶光合速率

的影响,尤其是 CO₂ 浓度对光合速率的影响,本文采用 LI-6400XT 型便携式光合速率仪,使用 CO₂ 注入系统控制叶室小环境,并记录的相关参数。测量参数包括单叶光合速率、周围大气 CO₂ 浓度、光照强度、空气相对湿度、叶片温度、气孔导度等。

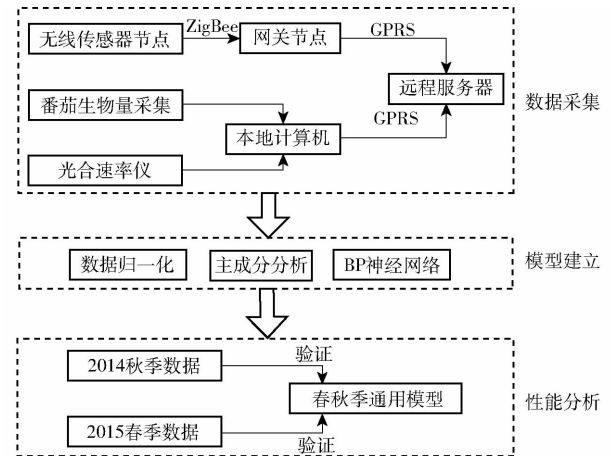


图1 系统总体结构框图

Fig.1 System architecture

1.2 数据采集

为了扩展测量数据的范围,使用光合速率仪的 CO₂ 注入系统和红蓝光源叶室人工控制测量环境,测量番茄植株在不同光照强度、不同 CO₂ 浓度时的光合速率。测量时依照一定的规律进行,首先选择一个样本测量一组光响应曲线,找到叶片的光饱和点,在光照强度分别为饱和光强及 1 600、1 400、1 200、1 000、800、600、400、200、150、100、50 μmol/(m²·s) 的条件下,分别测定 CO₂ 浓度为 300、200、100、50、200、300、500、700、900、1 100、1 300、1 500、1 700 μmol/mol 时的番茄植株叶片净光合速率。

考虑到冬季番茄所处的外界光照强度的最大值也远小于叶片的饱和光强,需要对叶片进行光诱导来提高测量的准确性。试验时,选择长势一致、生长健康的番茄植株自上而下第 3 叶序功能叶作为测量的对象。由于 C3 植物叶片进行光合作用的饱和光强在自然条件下约为 1 000 μmol/(m²·s)^[10],首先将测量时选取的叶片置于红蓝光源叶室中,让待测叶片在 1 000 μmol/(m²·s) 的光强下诱导约 30 min,其他环境参数,为自然条件。当测量叶片的光合诱导结束后,开始测量光响应曲线。测量前,先从光强为 1 000 μmol/(m²·s) 开始,光强每次增加

100 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 的幅度,同时观察仪器读数,当光合速率不再随着光强的增大而增加时,在每个光强下停留 5 min 记录此时的光合速率。通过光响应曲线的测量得知植株的饱和光强,让待测叶片在饱和光强,其他因子为自然条件下诱导约 60 min。

当测量叶片的光合作用稳定即诱导结束后,在整个实验过程中,每改变一次 CO_2 的浓度都必需进行一次光合速率仪的匹配操作,即让同一气体流经分析器的样品室和参比室,让其重新达到平衡,尽量减小仪器的测量误差;然后等待 ΔCO_2 波动小于 0.2 $\mu\text{mol}/\text{mol}$,净光合速率 (P_n) 稳定在小数点后一位,气孔导度 (C_{ond}) 在 (0, 1) 之间、胞间 CO_2 浓度 C_i 大于零、蒸腾速率 T_r 大于零时,记录此时的净光合速率,让叶片完全适应测量环境的变化,得到更加准确的测量结果。每组数据总共测量 3 次,最后取其平均值作为测量值。

实验在 2014 年共采集了 95 组数据,在 2015 年共采集了 100 组数据。每组数据包括空气温湿度、叶室光强与外部光强、叶片温度、土壤含水率、 CO_2 浓度 7 个模型输入参数以及输出参数光合速率。

1.3 数据分析

1.3.1 数据预处理

实验过程中,环境因素的影响、操作者的原因或者实验仪器的原因都不可避免地使实验数据中掺杂着一些错误的的数据,如诱导不充分、光强变化太大或者气流的不稳定都可能得到不可靠的光合速率,所以必须剔除这类数据。其次,还需要在空间和时间上对由无线传感器节点自动获取的温室环境信息与光合速率仪测得的数值进行匹配,从而获得建模所需要的样本数据集。

(1) 数据标准化处理

由于实验过程中所获得的数据位于不同的数量级,从而造成小数据被大数据所淹没,发挥不出其作用,所以在数据分析之前,需要先将数据标准化,利用标准化后的数据进行分析,使各参数指标具有相同的量纲。数据的标准化采用 Z-SCORE 方法,为对 p 维向量 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ 进行计算,即

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{s_{jj}}} \quad (1)$$

式中 x_{ij} ——第 j 个变量 X_j 的第 i 个测量值

x'_{ij} ——经过标准化后的值 ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p$)

\bar{x}_j ——变量 X_j 的观测值的平均值

s_{jj} ——变量 X_j 的观测值的方差

(2) 主成分分析

主成分分析 (Principal components analysis,

PCA) 也称为主分量分析,是一种通过降维来简化数据结构的方法,即把多个变量简化为少数几个综合后的新变量指标 (综合指标),新变量之间相互独立,互不相关。这些综合指标即为因子或主成分。主成分与原变量的系数称作因子载荷量,简称荷载。在主成分分析中,荷载是其分析原理的重要解释依据,主成分的主要意义及其组成因素也由荷载的绝对值来刻画^[11-12]。

PCA 主成分分析的定义为

$$\begin{cases} Z_1 = b_{11}x_1 + b_{12}x_2 + \dots + b_{1m}x_m \\ Z_2 = b_{21}x_1 + b_{22}x_2 + \dots + b_{2m}x_m \\ \vdots \\ Z_m = b_{m1}x_1 + b_{m2}x_2 + \dots + b_{mm}x_m \end{cases} \quad (2)$$

式中 x_1, x_2, \dots, x_m ——原变量指标

Z_1, Z_2, \dots, Z_m ——新变量指标

b_{ij} ——荷载

主成分分析的实质就是确定原变量指标在主成分 (新变量指标) 上的荷载 b_{ij} 。

1.3.2 BP 神经网络建模

前馈型 BP (Back-propagation) 网络即误差逆传播神经网络,是最常用的一种人工神经网络^[13-15]。采用的训练结果评估参数分别是平均相对误差 (ARE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和相关系数 (R)^[16]。

为了在有限数据情况下充分利用所采集的数据,提高预测模型的稳定性能,在建模过程中采用了交叉验证方法。交叉验证 (Cross validation) 亦称循环估计,是一种统计学上将数据样本切割成较小子集的实用方法,具有 Hold-Out Method 验证、留一验证和 K 折交叉验证等多种形式^[17]。

本研究采用 K 折交叉验证。其过程为:将原始数据分成 K 组 (一般是均分),将每个子集数据分别做一次验证集,其余的 $K-1$ 组子集数据作为训练集。此方法处理简单,只需随机把原始数据分为两组即可,同时也可以有效地避免过学习、过拟合和陷入局部最小值现象的发生。10 折交叉验证原理图如图 2 所示。

2 结果与分析

2.1 主成分分析

为了使得神经网络的训练效果更好,采用 Matlab 的主成分分析来消除冗余,减少被处理数据的数量。2014 年秋季与 2015 年春季数据分析结果如表 1~3 所示。

从累积贡献率方面来看,表 1 前 4 个主成分累

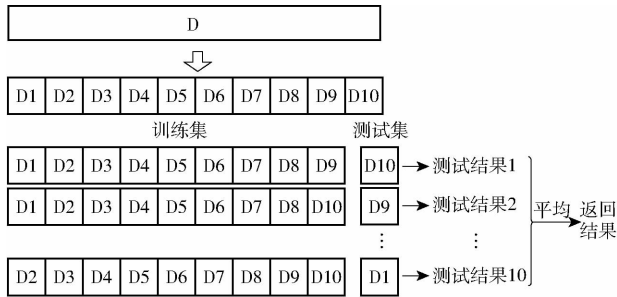


图2 10折交叉验证原理图

Fig. 2 Schematic diagram of 10-fold cross-validation

表1 2014年秋季数据主成分特征值及其贡献率
Tab.1 Eigenvalue and contribution rate of each principal component during autumn of 2014

主成分	特征值	贡献量/%	累积贡献量/%
主成分1	2.950 1	42.144 9	42.144 9
主成分2	1.970 0	28.142 2	70.287 1
主成分3	1.170 7	16.724 6	87.011 7
主成分4	0.778 4	11.120 3	98.132 0
主成分5	0.109 7	1.566 5	99.698 5
主成分6	0.018 6	0.266 4	99.964 9
主成分7	0.002 5	0.035 0	100

表2 2015年春季数据主成分特征值及其贡献率
Tab.2 Eigenvalue and contribution rate of each principal component during spring of 2015

主成分	特征值	贡献量/%	累积贡献量/%
主成分1	3.091 0	44.157 7	44.157 7
主成分2	2.245 3	32.075 6	76.233 3
主成分3	1.076 3	15.196 2	91.423 5
主成分4	0.269 0	3.843 3	95.272 8
主成分5	0.247 5	3.536 2	98.809 0
主成分6	0.078 4	1.120 3	99.929 3
主成分7	0.004 9	0.070 7	100

表3 2014年秋季与2015年春季两年数据主成分特征值及其贡献率

Tab.3 Eigenvalue and contribution rate of each principal component during autumn of 2014 and spring of 2015

主成分	特征值	贡献量/%	累积贡献量/%
主成分1	2.614 2	37.346 2	37.346 2
主成分2	2.047 4	29.248 5	66.594 7
主成分3	1.035 3	14.790 5	81.385 2
主成分4	0.881 0	12.586 2	93.971 4
主成分5	0.270 1	3.959 7	97.830 1
主成分6	0.147 1	2.101 4	99.931 5
主成分7	0.004 8	0.068 5	100

积贡献率就已经达到了98.1320%，已能代表原始的7个输入参数了，所以保留前4个主成分。表2和表3则要到第5个主成分累积贡献率分别达到98.8090%和97.8301%，所以均保留前5个主成分。

2.2 光合作用速率预测模型建立与性能评估

2.2.1 神经网络结构

神经网络采用3层结构，输入层、隐层和输出层^[18]。根据主成分分析的累积贡献率将主成分作为神经网络的最终输入参数，光合速率作为输出参数。由于主成分的数值范围不在 $[-1, 1]$ 之间，采用Matlab的mapminmax函数进行归一化。

确定隐含层神经元数目是一个复杂的问题，若选择的数目偏少，则网络所能得到的信息将会太少；若数目过多，则训练时间太长，可能导致网络的容错性差，还有可能产生过拟合的现象^[19]。所以，隐含层神经元数目的选取根据经验公式

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + l \quad (3)$$

式中 n_h ——隐含层节点数

l ——1到10间的任意常数

n_o ——输出层节点数

n_i ——输入层节点数

分别验证所获得的隐含层神经元数目，从而得到训练模型的最佳隐含层神经元数。

BP网络属于多层网络，其神经元常用的传递函数包括对数S型(logsig)、双曲正切S型(tansig)和线性(purelin)传输函数^[20]。如BP网络的输出层采用S型(logsig)传递函数，则网络的输出就限制在 $[-1, 1]$ 范围以内，而如采用线性(purelin)传输函数，则输出可以取任意值。所以，在本研究中，输入层和隐含层之间采用logsig传输函数进行中间结果的传递，隐含层和输出层之间采用线性传输函数对输出进行值域扩展^[21]。

2.2.2 光合速率模型性能评估

对经过PCA主成分分析后的数据随机分为训练集和测试集，对训练集数据进行10折交叉验证后，根据均方根误差得到最佳神经网络预测模型。

图3~5分别为对2014年秋季、2015年春季和两季数据建立模型的预测效果。模型的输入参数分别为2.1节所确定的主成分，输出参数为单叶光合速率。模型的性能评估结果如表4所示。

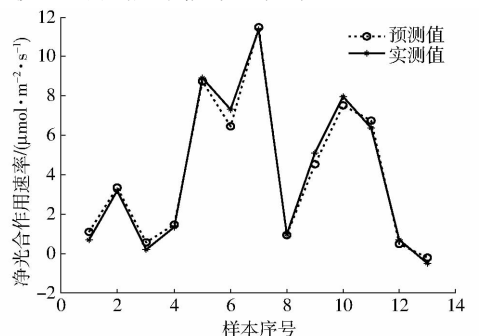


图3 2014年秋季BPNN训练效果

Fig. 3 Testing results of BPNN in autumn growth period

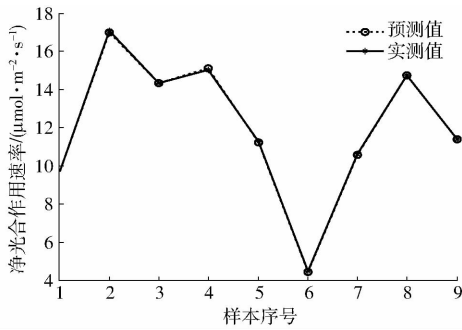


图4 2015年春季BPNN训练效果

Fig. 4 Testing results of BPNN in spring growth period

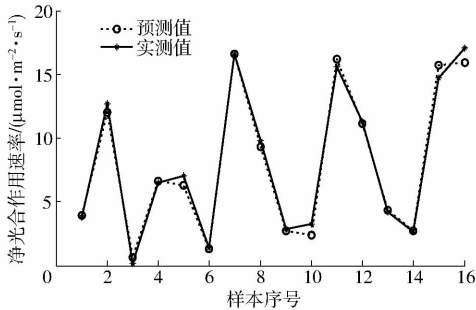


图5 2014年秋季与2015年春季数据合并BPNN训练效果

Fig. 5 Testing results of BPNN in spring and autumn growth period

表4 模型训练精度

Tab. 4 Accuracy of model training

日期	R	ARE	MAE	RMSE
2014 秋季	0.99	0.245 9	0.394 4	0.481 5
2015 春季	0.95	0.047 0	0.591 6	0.948 3
两季合并	0.85	0.505 6	3.361 8	5.006 5

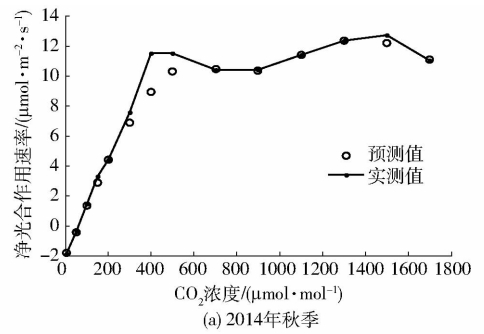
由图3~5的分析结果以及表4的模型训练结果可知,虽然2年数据合并后建模数据的预测精度不如单独使用一年的数据,但从模型的通用性方面来讲,模型的相关系数为0.85,总体可满足番茄光合速率的预测。

2.3 CO₂-光合速率曲线

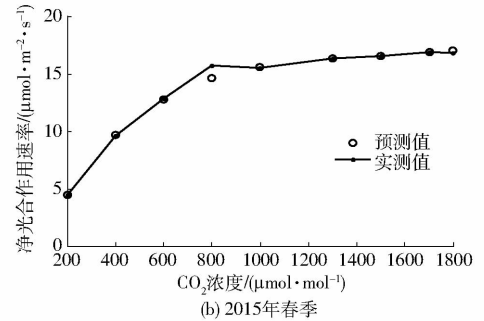
建立光合速率预测模型后,通过无线传感器网络自动实时获取的温室环境数据,在一定范围内改变CO₂浓度进行光合速率预测,从而得到最优CO₂浓度;将此浓度与实际测量得的CO₂浓度进行比较,从而实现CO₂浓度的精细调控。

图6为用两季数据合并建立的模型,分别预测2014年秋季和2015年春季不同CO₂浓度所对应的光合速率。图6a对应的其他环境参数分别为:空气温度为27.85℃,空气湿度为22%,光照强度约为900 μmol/(m²·s)。图6b对应的其他环境信息分别为:空气温度为28.85℃,空气湿度为20%,光照强度约为900 μmol/(m²·s)。

由图6a可知,在预测的条件下,当CO₂浓度小



(a) 2014年秋季



(b) 2015年春季

图6 不同CO₂浓度对应的光合作用速率预测

Fig. 6 Real relationship between CO₂ and photosynthetic rate

于50 μmol/mol时,此时光合速率小于呼吸速率,得到的净光合速率为负值,所以当温室中传感器检测到CO₂浓度小于此浓度时,应开始施加CO₂气肥;当CO₂浓度小于500 μmol/mol时,净光合速率随CO₂浓度升高快速增加;当CO₂浓度大于1500 μmol/mol时,单叶净光合速率已达到饱和,不再随着CO₂浓度的升高而升高,所以光合作用速率最大时CO₂浓度的最优值在1500 μmol/mol左右。

由图6b可知,在预测的条件下,当CO₂浓度小于1000 μmol/mol时,净光合速率随CO₂浓度升高快速增加,此时可以加快CO₂气肥施加的速率;CO₂浓度大于1000 μmol/mol时,净光合速率增加缓慢,此时应减小CO₂施加的速率。2年模型预测的CO₂浓度与光合速率关系曲线与理论结果一致,与实测值吻合度较高,表明该通用模型可以作为CO₂浓度调控的依据。

3 结论

(1)采用2014年秋季、2015年春季及两季数据分别建立了光合速率预测模型,3个模型的相关系数分别为0.99、0.95和0.85,通用模型精度相对较高。

(2)用2014年秋季与2015年春季两季数据分别验证通用模型的性能,结果表明,建立的CO₂浓度与光合速率关系曲线,与理论结果一致。

(3)采用通用模型预测一定条件下不同CO₂浓度所对应的单叶净光合速率,进而确定了此条件下的最优CO₂浓度。结果表明,该模型能为日光温室番茄CO₂浓度精细调控提供依据。

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 钱志鸿,王义君. 面向物联网的无线传感器网络综述[J]. 电子与信息学报,2013,35(1):215-227.
QIAN Zhihong, WANG Yijun. Internet of things-oriented wireless sensor networks review[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(1): 215-227. (in Chinese)
- 3 GONDA L, CUGNASEA C E. A proposal of greenhouse control using wireless sensor networks [C]//Computers in Agriculture and Natural Resources, 4th World Congress Conference, 2006. ASABE Publication Number: 701P0606.
- 4 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.
- 5 LENZ K E, HOST G E, ROSKOSKI K, 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.
- 6 ZHANG Jing, WANG Shuangxi. Simulation of the canopy photosynthesis model of greenhouse tomato[J]. Procedia Engineering, 2011, 16(8): 632-639.
- 7 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)
- 8 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)
- 9 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.
ZHANG Chunqi, CHA Su'e, LI Hongbo. Research on overview and prospects of tomato breed[J]. Bulletin of Agricultural Science and Technology, 2011, 39(3): 29-33. (in Chinese)
- 10 陈根云,俞冠路,陈悦,等. 光合作用对光和二氧化碳响应的观测方法探讨[J]. 植物生理与分子生物学报,2006,32(6):691-696.
CHEN Genyun, YU Guanlu, CHEN Yue, et al. Exploring the observation methods of photosynthetic responses to light and carbon dioxide [J]. Journal of Plant Physiology and Molecular Biology, 2006, 32(6):691-696. (in Chinese)
- 11 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32-42.
ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42. (in Chinese)
- 12 韩磊,李锐,朱会利. 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. 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)
- 13 EHRET D L, HILLI 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.
- 14 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/OL]. 农业机械学报,2015,46(8):259-263.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150836&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.036.
ZHANG Haihui, TAO Yanrong, HU Jin. Research on photosynthetic rate prediction model of cucumber seedlings fused chlorophyll content [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 259-263. (in Chinese)
- 15 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报,2011,40(1):2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011,40(1):2-10. (in Chinese)
- 16 张漫,李婷,季宇寒,等. 基于BP神经网络算法的温室番茄CO₂增施策略优化[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(8):239-245.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150833&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.033.
ZHANG Man, LI Ting, JI Yuhan, et al. Optimization of CO₂ enrichment strategy based on BPNN for tomato plants in greenhouse [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 239-245. (in Chinese)
- 17 孙美,张晓琳,冯绍元,等. 基于交叉验证的农田土壤饱和和导水率传递函数研究[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(10):147-152.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141023&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.023.
SUN Mei, ZHANG Xiaolin, FENG Shaoyuan, et al. Pedo-transfer function for saturated hydraulic conductivity of agricultural soil based on cross-validation [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 147-152. (in Chinese)

- 18 王伟珍, 张漫, 蒋毅琼, 等. 基于 WSN 的温室番茄光合速率预测模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊2): 192 - 197. http://www.j-csam.org/ch/reader/create_pdf.aspx?file_no=2013s236&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.S2.036
WANG Weizhen, ZHANG Man, JIANG Yiqiong, et al. Photosynthetic rate prediction of tomato plants based on wireless sensor network in greenhouse[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp2): 192 - 197. (in Chinese)
- 19 李政, 李永树, 吴玺, 等. 基于卷积神经网络的空心村高分影像建筑物检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 160 - 165, 110. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170920&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.020.
LI Zheng, LI Yongshu, WU Xi, et al. Hollow village building detection method using high resolution remote sensing image based on CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 160 - 165, 110. (in Chinese)
- 20 郭文川, 商亮, 王铭海, 等. 基于介电频谱的采后苹果可溶性固形物含量无损检测[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 132 - 137. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20130924&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.09.024.
GUO Wenchuan, SHANG Liang, WANG Minghai, et al. Soluble solids content detection of postharvest apples based on frequency spectrum of dielectric parameters[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 132 - 137. (in Chinese)
- 21 李婷, 季宇寒, 张漫, 等. CO₂ 与土壤水分交互作用的番茄光合速率预测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 208 - 214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S034&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.034.
LI Ting, JI Yuhan, ZHANG Man, et al. Tomato photosynthetic rate prediction models under interaction of CO₂ enrichments and soil moistures[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 208 - 214. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 102 页)

- 11 王丽辉. 三维点云数据处理的技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.  
WANG Lihui. Research on three-dimensional point cloud data processing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011. (in Chinese)
- 12 宋阳, 李昌华, 马宗方, 等. 应用于三维点云数据去噪的改进 C 均值算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(12): 1 - 4.  
SONG Yang, LI Changhua, MA Zongfang, et al. Improved C-means algorithm used in 3D point cloud data denoising[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(12): 1 - 4. (in Chinese)
- 13 杨焕宇. 面向虚拟现实的三维点云数据处理关键技术研究[D]. 上海: 东华大学, 2016.  
YANG Huanyu. Research on key technologies of 3D point clouds data processing for virtual reality[D]. Shanghai: Donghua University, 2016. (in Chinese)
- 14 KAYAL P, BALL A. A point-based approach for free-form surface finishing and its quality assessment compared to polyhedral machining[J]. Cancer & the Lgbt Community, 2005, 8963(15): 203 - 226.
- 15 王晓辉. 基于地面激光雷达点云的单树三维几何建模研究[D]. 福州: 福州大学, 2014.  
WANG Xiaohui. Three dimensional geometrical modeling of individual tree from terrestrial LiDAR scanner point cloud[D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2014. (in Chinese)
- 16 王晓辉, 黄洪宇, 陈崇成, 等. 基于激光点云的树木三维几何建模系统的设计与实现[J]. 福州大学学报: 自然科学版, 2014, 42(5): 705 - 712.
- 17 马煜霞. 苹果树不同年龄阶段修剪技术[J]. 农业开发与装备, 2014(12): 130.
- 18 杨丽丽, 陈甲风, 谢锐, 等. 单株幼龄苹果树修剪仿真研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 41 - 44. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2015S007&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S007&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.007.  
YANG Lili, CHEN Jiafeng, XIE Rui, et al. Simulation research for individual young apple tree pruning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 41 - 44. (in Chinese)
- 19 康孟珍, PHILIPPE De Reffye, 胡包钢, 等. 快速构造植物几何结构的子结构算法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(3): 79 - 86.  
MENG Kangzhen, PHILIPPE De Reffye, HU Baogang, et al. Fast construction of geometrical structure of plant with substructures algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(3): 79 - 86. (in Chinese)
- 20 淮永建, 王梅峰, 左正兴, 等. 虚拟环境中森林植被的实时可视化技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(35): 33 - 36.  
HUAI Yongjian, WANG Meifeng, ZUO Zhengxing, et al. The state of real-time rendering of vegetation in VE[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(35): 33 - 36. (in Chinese)