

# 融合叶绿素含量的黄瓜幼苗光合速率预测模型\*

张海辉 陶彦蓉 胡瑾

(西北农林科技大学机械与工程学院, 陕西杨凌 712100)

**摘要:** 现有的基于神经网络的光合速率模型仅考虑环境因素,且收敛速度慢。在考虑温度、CO<sub>2</sub>浓度、光照强度、相对湿度等环境因子的基础上,加入生理因子叶绿素含量,建立融合叶绿素含量的黄瓜幼苗光合速率预测模型。首先利用多因子嵌套试验获得黄瓜幼苗光合速率测试数据 825 组,然后采用 LM 训练法进行模型训练,并分析加入叶绿素含量对模型训练结果的影响,最后建立黄瓜幼苗光合速率预测模型并对其采用异校验方式进行验证。试验结果表明,在考虑叶绿素影响的条件下,其训练效果与模型拟合度均优于只考虑环境因子的训练模型,加入叶绿素含量作为输入的 LM 训练法可有效越过局部平坦区,具有明显的优越性,满足误差小于 0.000 1 的训练要求,模型预测值与实测值间的决定系数为 0.987,误差小于 4.68%。

**关键词:** 黄瓜 叶绿素含量 光合速率 预测模型 LM 训练法

**中图分类号:** S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)08-0259-05

## Photosynthetic Rate Prediction Model of Cucumber Seedlings Fused Chlorophyll Content

Zhang Haihui Tao Yanrong Hu Jin

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** As the environmental factors were only considered in the existing photosynthetic rate prediction models based on neural network, slow convergence speed was still the existing problem. The temperature, CO<sub>2</sub> concentration, photon flux density and relative humidity, especially the chlorophyll content were considered. Photosynthetic rate prediction model of cucumber seedlings fused chlorophyll content was proposed. Firstly, 825 experimental data of cucumber seedlings photosynthetic rate were obtained by multi-factor coupling test. The temperature gradients were set at 16, 20, 24, 28, 32°C, respectively, CO<sub>2</sub> concentration gradients were set at 300, 600, 900, 1 200, 1 500 μL/L and the photon flux density gradients were set at 0, 20, 50, 100, 200, 300, 500, 700, 1 000, 1 200, 1 500 μmol/(m<sup>2</sup>·s), respectively. Secondly, Levenberg - Marquardt (LM) training method was used. Meanwhile, the effect of chlorophyll content on the training results was analyzed. Then different calibrations were used to validate the multi-factor coupling photosynthetic rate prediction model. The results showed that the training results of the training method considered chlorophyll content and the model fitting degree were superior to the training model only considered the environmental factors. Because of the local area, LM training method considering chlorophyll content can effectively flat over the local area and meet the training requirement. The error rate was less than 0.000 1 and the determination coefficient between actual measured and calculated values was 0.987. It indicated that these two values had good correlation and similarity. Besides, the error was less than 4.68%, which proved that the proposed model has a high accuracy.

**Key words:** Cucumber Chlorophyll content Photosynthetic rate Prediction model LM training method

## 引言

黄瓜是我国主要蔬菜之一,黄瓜幼苗的形态建成是一个不可逆的过程,其质量直接影响后期生长、花芽分化以及果实发育,最终影响产量和品质<sup>[1]</sup>。光合速率与叶绿素含量、温度、CO<sub>2</sub>浓度、光照强度、相对湿度等多个因子有着显著关系。其中,叶绿体是绿色植物进行光合作用的基础细胞器,而叶绿素是叶绿体的基本组成物质,在植物光合作用中至关重要,其含量是植物光合作用能力、营养状况和生长态势的重要指示因子<sup>[2-6]</sup>,温度影响作物体内 Rubisco 活化酶的活性、气孔导度<sup>[7-8]</sup>,CO<sub>2</sub>浓度直接影响作物暗反应速率和干物质的积累<sup>[9-10]</sup>,光照强度是光合作用的直接动力与推动力量<sup>[11]</sup>,相对湿度影响叶片气孔导度等<sup>[12]</sup>,且各因子间存在相互影响<sup>[13]</sup>。因此,育苗阶段的环境因素严重影响幼苗光合作用及幼苗质量,综合考虑多个因子影响,建立多因子耦合的光合速率预测模型,对优化黄瓜幼苗光环境具有重要作用。

近年来,众多学者在建立光合速率模型方面已进行了相关研究<sup>[14-16]</sup>,上述研究均考虑了不同环境因子之间的关联,但存在拟合度较低、拟合公式复杂、误差较大等不足。神经网络具有非线性映射和自适应学习能力等优点,适宜拟合和预测非线性复杂系统模型<sup>[17-19]</sup>,因此基于神经网络的光合速率建模已成为研究热点。近期出现了基于 Hopfield 网络的光合速率模型<sup>[20]</sup>、基于 BP 神经网络的温室番茄叶片气孔导度模型<sup>[21]</sup>、基于 WSN 的番茄开花期单叶净光合作用速率预测模型<sup>[22]</sup>,上述研究从不同角度将神经网络应用于光合速率建模,但均未考虑叶绿素等生理因子影响,且存在训练过程较慢、训练误差较大的不足。

本文设计多因子嵌套试验,将数据归一化处理采用 BP 神经网络建模,为了提高模型精度,证明叶绿素含量对模型的影响,对比验证加入叶绿素生理因子和仅考虑环境因子作为输入训练的模型,分析加入叶绿素含量对模型训练结果的影响,从而构建融合叶绿素的黄瓜幼苗光合速率预测模型。

## 1 材料与方

### 1.1 试验材料

本试验于 2014 年 4—5 月在西北农林科技大学科研温室进行。供试黄瓜品种为“长春密刺”,在培养皿中将已经浸胀的种子进行催芽,待要萌发时进行低温处理,在 50 孔穴盘(540 mm × 280 mm × 50 mm)内采用营养钵育苗。育苗基质为农业育苗

专用基质,其营养含量为:有机质质量分数 50% 以上,腐殖酸质量分数 20% 以上,pH 值 5.5 ~ 6.5。幼苗培育期间,保持水肥充足,待黄瓜幼苗长成二叶一心,选择长势均匀、茎横径在 0.6 ~ 0.8 cm 之间、株高 10 cm 以内的黄瓜幼苗进行试验。试验期间,进行正常的田间栽培管理,不喷施任何农药和激素。

### 1.2 试验方法

选取茁壮的黄瓜幼苗 150 株作为试验样本,采用美国 LI-COR 公司生产的 Li-6400XT 型便携式光合仪测定净光合速率,在试验过程中采用光合仪选配的多个子模块按需控制叶片周围的温度、CO<sub>2</sub>浓度、光照强度等参数。其中,利用控温模块设定 16、20、24、28、32℃ 共 5 个温度梯度;利用 CO<sub>2</sub>注入模块设定 CO<sub>2</sub> 体积比为 300、600、900、1 200、1 500 μL/L 共 5 个梯度;利用 LED 光源模块获得 0、20、50、100、200、300、500、700、1 000、1 200、1 500 μmol/(m<sup>2</sup>·s) 共 11 个光子通量密度(Photo flux density, PFD) 梯度,其试验过程如图 1 所示。以嵌套方式共进行 275 组试验,每组试验在随机选取的 3 株幼苗上做重复测试,试验中记录叶室相对湿度,并采用日本柯尼卡公司的 SPAD-502Plus 型叶绿素仪记录被测叶片叶绿素含量,从而形成以叶绿素含量、温度、CO<sub>2</sub>浓度、光照强度、相对湿度为输入,净光合速率为输出的 825 组试验数据。



图 1 试验过程

Fig. 1 Experimental process

### 1.3 试验数据处理

上述 5 维输入数据的量纲不同,数值存在显著差异,若直接采用神经网络进行分析,则由于加权通过累加器后变得异常巨大,致使网络难以收敛。因此为了提高网络的训练和收敛速度,首先需对网络输入数据进行归一化处理。由于各维数据均有最大、最小值,采用线性函数将同一量纲的数据归一化到区间[0.2, 0.9],输入数组  $X$  和输出数组  $T$  归一化后分别生成  $X'$  和  $T'$ ,从而完成归一化样本集。以第  $i$  维输入数据为例,其归一化公式为

$$x'_{ij} = z_1 + (z_2 - z_1)(x_{ij} - x_{imin}) / (x_{imax} - x_{imin}) \quad (1)$$

式中  $x_{ij}$ ——待归一化数据

$[z_1, z_2]$ ——归一化后的数据范围,本文中

$$z_1 = 0.2, z_2 = 0.9$$

$x_{i\min}, x_{i\max}$ ——同一量纲数据序列的最小、最大值

## 2 融合叶绿素的光合速率模型建立

### 2.1 BP 网络结构设计

BP 网络为一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,包括输入层、隐含层和输出层。本文采用单隐含层结构 BP 网络构建模型,以归一化处理后的数组  $X'$  为输入量,对应的光合速率  $T'$  为输出量,隐含层节点数目计算公式为

$$L = (m + n) / 2 + c \quad (2)$$

式中  $m$ ——输入层节点数

$n$ ——输出层节点数

$c$ ——介于 1~10 之间的常数

在此基础上网络隐含层神经元传递函数采用 S 型正切函数 Tansig,输出层传递函数采用线性函数 Purelin,采用 LM 训练法对上述网络进行训练。网络训练的目标误差为 0.000 1,训练步数设为 1 000。

### 2.2 网络训练方法

为了对比分析加入叶绿素含量对模型训练效果和精度的影响,采用相同的建模方法,分别对加入叶绿素的试验样本集 1 和只包含环境因素的试验样本集 2,建立基于 BP 神经网络的光合速率模型。其中,样本集 1 的输入信号为  $X' = [X'_1 \ X'_2 \ \dots \ X'_5]^T$ ,样本集 2 的输入信号为  $X' = [X'_1 \ X'_2 \ \dots \ X'_4]^T$ , $X'_1, X'_2, X'_3, X'_4, X'_5$  分别为温度、CO<sub>2</sub> 浓度、光照强度、相对湿度、叶绿素含量,输出信号均用  $T_o$  表示网络计算得到的光合速率,每组对应实测光合速率均为教师信号  $T_d$ 。通过 BP 梯度训练法建立黄瓜幼苗光合速率模型  $T'_d(X')$ ,如图 2 所示。

BP 神经网络程序运行时,根据网络连接值和阈值设置输入层到隐含层权值向量初始值  $V$  和隐含层到输出层权值向量初始值  $W$ ;然后输入一对已经处理完的训练集样本  $(X^p, T_d^p)$ ;并计算各层的输出  $y_j$ ,并触发以下过程:

基于教师信号和网络输出信号,系统总误差计算公式为

$$E = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^l (T_d^{p,k} - T_o^{p,k})^2} \quad (3)$$

式中  $T_d^{p,k}$ ——训练样本真实值

$T_o^{p,k}$ ——训练样本网络输出值

$P$ ——训练样本个数

$l$ ——输出层个数

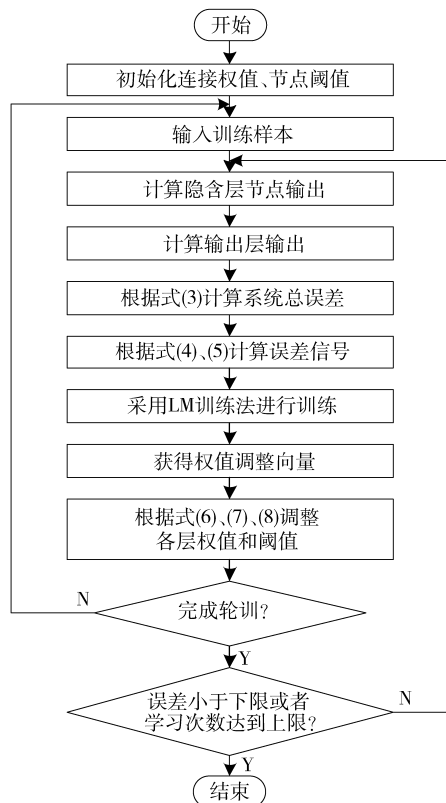


图 2 BP 网络梯度训练过程

Fig. 2 Gradient training procedure of BP neural network

基于教师信号、网络输出信号、隐含层到输出层权值向量和隐含层的输出分量,计算输出层误差信号  $\delta^o$  以及神经元误差信号  $\delta_j^y$ ,计算公式为

$$\delta^o = (T_d - T_o) o (1 - T_o) \quad (4)$$

$$\delta_j^y = (\delta^o \omega_j) y_j (1 - y_j) \quad (5)$$

式中  $\omega_j$ ——隐含层到输出层的权值向量元素

$y_j$ ——隐含层第  $j$  个输出分量

$o$ ——网络输出量

采用 LM 训练法进行网络训练,输入层到隐含层的权值和隐含层到输出层权值计算公式为

$$v_{ij} = v_{ij} + \eta \delta_j^y x_i \quad (6)$$

$$\omega_j = \omega_j + \Delta \omega \quad (7)$$

其中  $\Delta \omega = - (J_n^T J_n + \eta_n I)^{-1} J_n^T r_n$  (8)

式中  $v_{ij}$ ——输入层到隐含层的权值向量

$\eta$ ——学习率

$\Delta \omega$ ——权值调整向量

其中,  $H_n = J_n^T J_n$  是用来近似目标函数的 Hessian 矩阵,  $\eta_n$  参数可以加快网络的训练速度。当其接近零时,LM 算法接近高斯-牛顿法;随着其不断增大,LM 算法近似于最速下降法。

### 2.3 结果分析

基于上述试验样本集,采用 LM 训练法进行网络训练,得到训练结果如图 3 所示。进一步对比图 3a 和图 3b 的训练结果,考虑叶绿素含量的影

响后训练效果显著提升。图 3a 中,截止到 57 步,网络达到了期望的误差水平,训练过程未出现震荡和局部平坦区,误差函数为 0.000 065 8,而

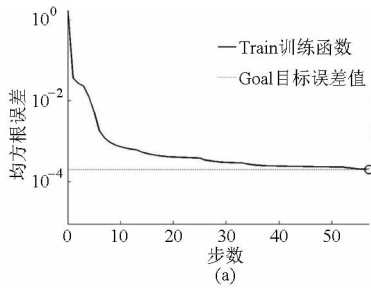


图 3b 中训练过程出现局部平坦区,截止到 1 000 步,网络都未达到期望的误差水平,误差函数为 0.000 245 8。

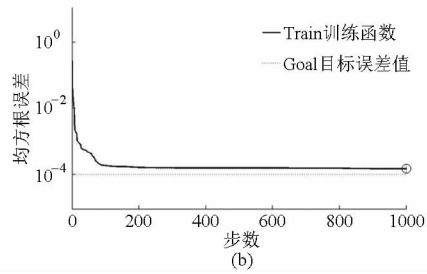


图 3 训练误差曲线

Fig. 3 Curves of training error variation

(a) 考虑叶绿素含量 (b) 未考虑叶绿素含量

分析其原因,叶绿素是植物吸收光照制造有机物的主要色素。根据能量守恒原理,生长速度快的植物储存化学能多,而生长速度慢的植物储存化学能少,这与绿色植物光合作用原初过程有关。在单位质量叶绿体中的叶绿素吸收光子产生激发态能,传递激发态能及转化成电学能。因此,从能量角度考虑,植物生长速度依赖于植物叶绿体吸收光能效率、传能及转能效率。另一方面,植物体内持续进行着一系列的代谢活动,使生命得以维持和延续。生物要维持这代谢活动就需要不间断的能量(ATP)供应。在叶绿体内存在的 F 型 ATP 合酶是参与能量代谢的关键酶,它参与光合作用中的光合磷酸化反应,利用光合电子传递及其偶联的质子运转而形成的跨膜质子动力势,将 ADP 和无机磷合成 ATP。ATP 应用于植物各种干物质的合成,而干物质的积累速率又是衡量光合速率的一个标准。光合磷酸化合成 ATP 的过程需要叶绿素捕捉光能提供能量。由此可见,叶绿素含量直接影响作物的光合速率,影响作物的生长速度和产量。

综上所述,图 3a 即考虑叶绿素含量作为一维输入进行 BP 神经网络训练,可以提高模型的精度,避免训练进入局部平坦区,收敛速度快。

### 3 模型验证

采用多因子嵌套试验获得的试验样本集共 825 组,将样本分为训练集和测试集,其中 783 组用于模型的建立,剩余 42 组用于构成测试集,约占总样本的 5%,采用异校验方法进行模型验证,得到光合速率实测值与预测值相关性分析如图 4 所示。

从图 4 中可以发现,考虑叶绿素含量的基于 LM 训练法的模型实测值和预测值相关性分析的决定系数是 0.987,直线斜率是 1.030 7,截距是 0.342 67;未考虑叶绿素含量的基于 LM 训练法的模型实测值

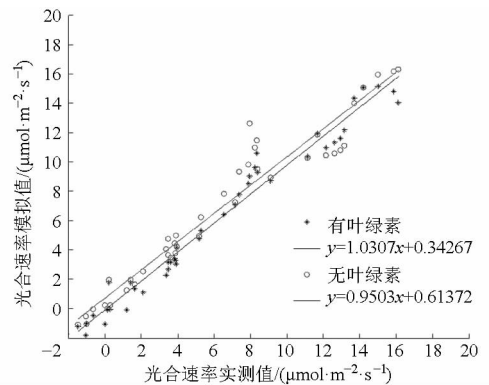


图 4 光合速率模拟值与实测值的相关性分析结果

Fig. 4 Correlation between predicted and measured values of photosynthetic rate

和预测值相关性分析的决定系数是 0.97,直线斜率是 0.950 3,截距是 0.613 72,考虑叶绿素含量建立模型的线性度明显更高,拟合程度更好。

进一步通过计算模型误差,分析不同因子对光合速率的影响,其中包含叶绿素含量和所有环境因子建立模型的最大相对误差仅为 4.68%;而未考虑叶绿素含量建立模型的最大相对误差为 15.27%,未考虑 CO<sub>2</sub> 浓度建立模型的最大相对误差为 12.68%,未考虑温度建立模型的最大相对误差为 8.17%,未考虑相对湿度建立模型的最大相对误差为 7.24%。由此可知,不同因子训练出的模型效果具有差异性,因子对光合速率的影响越大,未考虑此因子建立的光合速率预测模型最大相对误差值也越大。根据最大相对误差可知,叶绿素含量对光合速率的影响显著超过其他环境因子,影响程度依次为叶绿素含量、CO<sub>2</sub> 浓度、温度以及相对湿度。

所以考虑叶绿素含量的基于 LM 训练法构建的黄瓜幼苗光合速率预测模型的模拟值与实测值高度线性相关,且误差小。

## 4 结论

(1) 采用多因子嵌套试验获得 825 组数据,并进行归一化处理,输入数据根据有无叶绿素含量分成两类,并采用 LM 训练法进行模型训练,加入叶绿素含量作为输入的 LM 训练法可有效越过局部平坦区,训练过程中没有出现反复震荡,收敛迅速。

(2) 验证结果表明,考虑叶绿素含量的基于 LM

训练法构建模型的光合速率预测值与实测值高度线性相关,其决定系数达 0.987,拟合直线斜率为 1.0307,纵坐标截距为 0.34267,最大相对误差不超过 4.68%,而未考虑叶绿素含量的基于 LM 训练法构建模型的最大相对误差大于 15%。上述结果表明构建的黄瓜幼苗光合速率预测模型可为黄瓜幼苗期光环境调控提供理论支持。

## 参 考 文 献

- 1 申宝营,丁为民,惠娜,等. 夜间补光对黄瓜幼苗形态的调节与补光方式的确定[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 296-302.  
Shen Baoying, Ding Weimin, Hui Na, et al. Regulation of LED night lighting on growth and morphology of cucumber seedlings and process of night lighting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 296-302. (in Chinese)
- 2 Hu W H. Differential response of photosynthesis in greenhouse- and field-ecotypes of tomato to long-term chilling under low light [J]. Journal of Plant Physiology, 2006, 163(12): 1238-1246.
- 3 Jang Y, Goto E, Ishigami Y, et al. Effects of light intensity and relative humidity on photosynthesis, growth and graft-take of grafted cucumber seedlings during healing and acclimatization [J]. Horticulture Environment & Biotechnology, 2011, 52(4): 331-338.
- 4 潘璐,刘杰才,李晓静,等. 高温和加富 CO<sub>2</sub> 温室中黄瓜 Rubisco 活化酶与光合作用的关系[J]. 园艺学报, 2014, 41(8): 1591-1600.  
Pan Lu, Liu Jiecai, Li Xiaojing, et al. Correlation between Rubisco activase and photosynthesis of cucumber in greenhouse under high temperature and elevated CO<sub>2</sub> [J]. Acta Horticulturae Sinica, 2014, 41(8): 1591-1600. (in Chinese)
- 5 Xu S, Zhu X, Li C, et al. Effects of CO<sub>2</sub> enrichment on photosynthesis and growth in *Gerbera jamesonii* [J]. Scientia Horticulturae, 2014, 177: 77-84.
- 6 Flexas J, Carriqui M, Coopman R E, et al. Stomatal and mesophyll conductances to CO<sub>2</sub> in different plant groups: underrated factors for predicting leaf photosynthesis responses to climate change[J]. Plant Science, 2014, 226(9): 41-48.
- 7 杨程,李鹏民,张子山,等. 叶绿素延迟荧光的发生及其在光合作用研究中的应用[J]. 植物生理学报, 2013, 49(12): 1277-1285.  
Yang Cheng, Li Pengmin, Zhang Zishan, et al. Arising of chlorophyll delayed fluorescence and its application in photosynthesis research[J]. Plant Physiology Communications, 2013, 49(12): 1277-1285. (in Chinese)
- 8 胡锋,黄俊丽,秦峰,等. 植物叶绿体类囊体膜及膜蛋白研究进展[J]. 生命科学, 2011, 23(3): 291-298.  
Hu Feng, Huang Junli, Qin Feng, et al. Progress in chloroplast thylakoid membrane and membrane proteins[J]. Chinese Bulletin of Life Sciences, 2011, 23(3): 291-298. (in Chinese)
- 9 卢晓萍,杨丙贤,徐婵娟,等. 3 种小檗科植物叶片 SPAD 值与叶绿素的相关性及通径分析[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2013, 39(3): 261-266.  
Lu Xiaoping, Yang Bingxian, Xu Chanjuan, et al. Study on correlation and path analysis between SPAD values and chlorophyll concentrations in three species of berberidaceae leaves[J]. Journal of Zhejiang University: Agriculture and Life Sciences, 2013, 39(3): 261-266. (in Chinese)
- 10 Nijs I, Behaeghe T, Impens I. Leaf nitrogen content as a predictor of photosynthetic capacity in ambient and global change conditions[J]. Journal of Biogeography, 1995, 22(2): 177-183.
- 11 张金恒,王珂,王人潮. 高光谱评价植被叶绿素含量的研究进展[J]. 上海交通大学学报: 农业科学版, 2003, 21(1): 74-80.  
Zhang Jinheng, Wang Ke, Wang Renchao. Study on hyperspectral remote sensing in estimate vegetation leaf chlorophyll content [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Agricultural Science, 2003, 21(1): 74-80. (in Chinese)
- 12 Xu Junzeng, Peng Shizhang, Yang Shihong, et al. Coupled model of stomatal conductance - photosynthesis - transpiration for paddy rice under water-saving irrigation[J]. Archives of Agronomy & Soil Science, 2014, 60(2): 163-181.
- 13 刘玉梅,王云诚,于贤昌,等. 黄瓜单叶净光合速率对二氧化碳浓度、温度和光照强度响应模型[J]. 应用生态学报, 2007, 18(4): 883-887.  
Liu Yumei, Wang Yuncheng, Yu Xianchang, et al. Mathematic models of cucumber net photosynthesis rate responding to CO<sub>2</sub> concentration, temperature, and illumination intensity[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2007, 18(4): 883-887. (in Chinese)

- 28 王瑛瑛, 宋良图. 土壤电导率测量系统开发[J]. 仪表技术, 2013(12): 21-24.  
Wang Yingying, Song Liangtu. Measurement system development of soil electrical conductivity[J]. Instrumentation Technology, 2013(12): 21-24. (in Chinese)
- 29 李民赞, 孔德秀, 张俊宁, 等. 基于蓝牙与 PDA 的便携式土壤电导率测试仪开发[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2008, 29(2): 93-96.  
Li Minzan, Kong Dexiu, Zhang Junning, et al. Development of portable soil EC meter with Bluetooth and PDA[J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2008, 29(2): 93-96. (in Chinese)
- 30 沈明霞, 丛静华, 张祥甫. 基于 ARM 和 DSP 的农田信息实时采集终端设计[J]. 农业机械学报, 2010, 41(6): 147-152.  
Shen Mingxia, Cong Jinghua, Zhang Xiangpu. Design and implementation of terminal for agricultural data real-time acquisition based on ARM and DSP[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(6): 147-152. (in Chinese)
- 31 刘国海, 李康吉. 基于 PDA 的 GPS 定位精度提高方法[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2005, 26(5): 448-452.  
Liu Guohai, Li Kangji. Improving GPS positioning accuracy based on PDA[J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2005, 26(5): 448-452. (in Chinese)
- 32 吴礼宁, 夏延秋, 冯欣. 离子液体润滑脂导电性研究[J]. 摩擦学学报, 2014, 34(2): 198-202.  
Wu Lining, Xia Yanqiu, Feng Xin. Electrical conductivity of ionic liquids as lubricating grease[J]. Tribology Journal, 2014, 34(2): 198-202. (in Chinese)
- 33 陈玲, 李民赞, 赵勇. 便携式土壤电导率测试仪改进设计及实验[J]. 农机化研究, 2009(7): 175-177.  
Chen Ling, Li Minzan, Zhao Yong. Improvement and experiment of portable soil detector[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009(7): 175-177. (in Chinese)
- 34 Riquelme J A L, Soto F, Suardiaz J, et al. Wireless sensor networks for precision horticulture in Southern Spain[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 68(1): 25-35.
- 35 Seyfried M S, Grant L E, Du E, et al. Dielectric loss and calibration of the Hydra Probe soil water sensor[J]. Vadose Zone Journal, 2005, 4(4): 1070-1079.
- 36 Rhoades J D, Raats P A C, Prather R J. Effects of liquid-phase electrical conductivity, water content, and surface conductivity on bulk soil electrical conductivity[J]. Soil Science Society of America Journal, 1976, 40(5): 651-655.
- 37 Bohn H L, Ben-Asher J, Tabbara H S, et al. Theories and tests of electrical conductivity in soils[J]. Soil Science Society of America Journal, 1982, 46(6): 1143-1146.

~~~~~  
(上接第 263 页)

- 14 Papáček Š, Čelikovský S, Rehák B, et al. Experimental design for parameter estimation of two time-scale model of photosynthesis and photoinhibition in microalgae[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2010, 80(6): 1302-1309.
- 15 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-ehi-square model for photosynthetic rate of cucumber leaf in greenhouse [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(1): 171-175. (in Chinese)
- 16 史为民, 陈青云, 乔晓军. 日光温室黄瓜叶片光合速率模型及其参数确定的初步研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(5): 113-118.  
Shi Weimin, Chen Qingyun, Qiao Xiaojun. Preliminary study on the model for the photosynthesis rate of cucumber leaves at different ages and determination of parameters in sunlight greenhouse[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(5): 113-118. (in Chinese)
- 17 Dai X, Shi H, Li Y, et al. Artificial neural network models for estimating regional reference evapotranspiration based on climate factors[J]. Hydrological Processes, 2009, 23(3): 442-450.
- 18 Deswal S, Pal M. Artificial neural network based modeling of evaporation losses in reservoirs [J]. International Journal of Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2008, 2(4): 177-181.
- 19 Gago J, Martínez-Núñez L, Landín M, et al. Artificial neural networks as an alternative to the traditional statistical methodology in plant research[J]. Journal of Plant Physiology, 2010, 167(1): 23-27.
- 20 Kmet T, Kmetova M. Adaptive critic design and Hopfield neural network based simulation of time delayed photosynthetic production and prey-predator model[J]. Information Sciences, 2015, 294(2): 586-599.
- 21 杨再强, 黄川容, 费玉娟, 等. 基于 BP 神经网络的温室番茄气孔导度的模拟研究[J]. 东北农业大学学报, 2011, 42(11): 70-76.  
Yang Zaiqiang, Huang Chuanrong, Fei Yujuan, et al. Modelling of stomatal conductance for greenhouse tomato using BP artificial neural net[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2011, 42(11): 70-76. (in Chinese)
- 22 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)