

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.02.037

# 基于改进人工神经网络的植物叶面积测定\*

郭孝玉<sup>1</sup> 孙玉军<sup>1</sup> 王轶夫<sup>1</sup> 林静媛<sup>2</sup>

(1. 北京林业大学省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083; 2. 福建农林大学园林学院, 福州 350002)

**摘要:** 叶面积作为植物光合作用的重要指标,是研究作物及林木生产力的基础。采用L-M算法和贝叶斯规则相结合的网络训练模式,以毛竹叶面积为研究对象,综合优化其人工神经网络结构,构建最优的叶面积预测模型。研究结果显示,模型的最佳预测变量为叶片宽度和叶片长度变量组合,而增加叶片形状指数未提高叶面积预测模型精度;所建神经网络模型性能好、预测精度高,决定系数达0.992,平均相对预测误差为4.28%,可以准确估测毛竹叶面积。

**关键词:** 毛竹 叶面积 人工神经网络 贝叶斯规则 测定

**中图分类号:** TP183; S758 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)02-0200-05

## Improved Artificial Neural Network for Determination of Plant Leaf Area

Guo Xiaoyu<sup>1</sup> Sun Yujun<sup>1</sup> Wang Yifu<sup>1</sup> Lin Jingyuan<sup>2</sup>

(1. The Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. College of Landscape Architecture, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** Leaf area is an essential indicator of photosynthesis for the study of crop and forest productivity. The Levenberg - Marquardt back-propagation optimization algorithm was coupled with Bayesian regulation to train the artificial neural network (ANN), and the predictive model was developed to determinate rapidly and accurately Moso bamboo leaf area. The results showed that the best input variables were the combination of leaf width and leaf length for ANN model, whereas the leaf shape index did not significantly affect the variability of leaf area. The optimization ANN model possessed with excellent performance and predictable accuracy, with the high determination coefficient of 0.992 and mean relative prediction error of 4.28%. The ANN model would be allowed for estimating accuracy the leaf area of Moso bamboo.

**Key words:** Moso bamboo Leaf area Artificial neural network Bayesian regulation Measurement

### 引言

植物叶片作为陆地生态系统截获太阳辐射并吸收二氧化碳、释放氧气的最重要的器官,其发育状况直接影响植物生长<sup>[1~2]</sup>。植物叶面积是定量分析光合作用和蒸腾作用的一个重要指标,也是植物生长预估模型的一个重要参数<sup>[3~5]</sup>。叶面积测定是研究植物光合作用和生理生态功能的基础,也是直接测定叶面指数的基础。因此,准确、经济地测定植物叶

面积具有重要的实用价值。

植物叶面积测定方法概括起来可分为直接法和间接法。直接法主要是通过破坏性取样,量测叶面积大小,常见的有方格纸法、称质量法、求积仪法、排水法和数字图像处理法;间接法主要是基于非破坏性测定获取叶面积及相关参数,有仪器测定法(如LAI-2000型手持叶面积测定仪)和模型估计法<sup>[1,6~10]</sup>。这些方法各有利弊,传统的直接测量法易于操作、精度较高,但费时费力,对作物破坏性较

收稿日期:2012-06-25 修回日期:2012-08-25

\* 林业公益性行业科研专项经费资助项目(200904003-1)

作者简介:郭孝玉,博士生,主要从事资源监测与评价研究,E-mail: fgxy2009@126.com

通讯作者:孙玉军,教授,博士生导师,主要从事资源监测与评价研究,E-mail: sunyj@bjfu.edu.cn

大;而通过仪器设备的无损检测法,成本高、难维修、操作比较复杂<sup>[4]</sup>。模型估计法是基于叶面积与叶片易测因子之间的关系模型,对叶面积进行无破坏估计,其估测精度主要取决于样本的代表性及模型精度。回归模型估计法实质上是一种函数逼近方法,而人工神经网络(Artificial neural network, ANN)具有很强的非线性映射能力,可以通过网络学习逼近任意线性、非线性函数<sup>[11-12]</sup>。人工神经网络技术作为一种快速、有效的模拟技术,广泛应用于模式识别、评价、预测和自动控制等领域<sup>[13-15]</sup>。在植物叶面积测定的研究方面,许多学者也做了大量有益的工作。聂鹏程等<sup>[3]</sup>设计了植物叶面积测量新方法并成功利用神经网络模型开发了叶面积检测仪,但由于植物叶面积测定需要接触扫描、传输光电传感信号等,这种测定方法很难在实际中做到无破坏性测定;吴春胤等<sup>[12]</sup>采用 Levenberg - Marquardt 反向传播最优算法(L - M 算法)建立了荔枝叶面积 BP 神经网络模型,预测精度高、输入参数易测,虽然 L - M 算法易于收敛,但也存在局部极小值的现象,影响模型预估的稳健性<sup>[14]</sup>,该神经网络结构是否适合其他植物叶面积的测定还尚未清楚。

毛竹(*Phyllostachys heterocycla* cv. Pubescens)是我国南方集体林区分布最广、面积最大的竹种,发挥着重要的经济、生态价值,尤其对山区农民的脱贫致富起到重要的作用。准确、快速地测定毛竹叶面积对研究毛竹的生理生态、叶面积指数和经营管理等都具有重要的意义。本文探讨神经网络结构的优化技术,采用改进的神经网络建立毛竹叶面积预测模型,以提高模型估测精度及稳定性。

## 1 模型构建与数据收集

### 1.1 人工神经网络模型构建

#### 1.1.1 基本原理及模型结构

人工神经网络模拟技术是基于生物神经网络原理,旨在模仿人脑行为的一种信息处理系统,具有灵活的自学习、自组织、自适应等特点<sup>[13]</sup>。神经网络以自身结构、训练算法和激活函数为特征,由输入层、隐含层和输出层组成,如图1所示。图中, $L_i$ 为叶长, $L_w$ 为叶宽, $L_s$ 为叶片形状指数, $L_A$ 为叶面积, $V_{ij}$ 为输入层到隐含层之间的权值矩阵, $W_j$ 为隐含层到输出层之间的权值矩阵, $H_j$ 为隐含层神经元节点, $b_j$ 和  $b$  分别为神经网络阈值, $S$ 为输出层神经元节点。神经网络算法包含4种基本功能,即检测或感知信息来源、综合分析、执行非线性运算和输出结果<sup>[16]</sup>。

该神经网络连接权调整采用反向传播(Back-propagation, BP)学习算法。本文基于BP人工神经

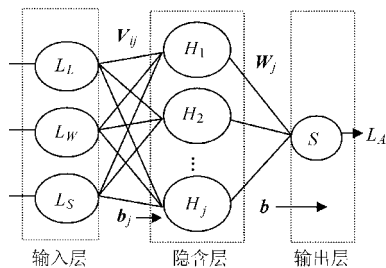


图1 BP神经网络结构

Fig. 1 Architecture of BP neural network

网络构建叶面积的预测模型(图1)是一个多变量的插值问题,即预测变量的最优化通过多元函数的线性组合,具体公式为

$$y = g \left( \sum_{j=1}^m \left( W_j f \left( \sum_{i=1}^n V_{ij} x_i + b_j \right) + b \right) \right) \quad (1)$$

式中  $y$ ——输出向量,  $y \in R^l$

$x$ ——输入向量,  $x \in R^n$

$i$ ——输入层变量个数,  $i = 1, 2, \dots, n$

$j$ ——隐含层神经元节点,  $j = 1, 2, \dots, m$

$f$ ——传递函数  $g$ ——激活函数

本文中  $f$  和  $g$  分别采用 sigmoid tangent 双曲线正切函数和 purelin 线性变换函数,具体公式为

$$f(\eta) = \frac{2}{1 + \exp(-2\eta)} - 1 \quad (2)$$

$$g(\eta) = \eta \quad (3)$$

式中  $\eta$ ——神经元信息的加权求和

#### 1.1.2 数据预处理及算法优化

选择合适的输入变量和充足的训练、测试样本是构建最优神经网络结构的基础,也是 ANN 具有较优泛化能力的基础。在网络训练和测试过程中,实践证明将样本数据进行归一化预处理比直接导入神经网络进行训练的效果更好,可以提高网络训练效率和泛化能力,并可降低估计误差<sup>[17]</sup>。本研究中,采用 premmx 函数将样本数据归一化至  $[-1, 1]$ 。

由于神经网络学习过程所采用的反向传播算法可能导致局部最小值,故本文采用 L - M 算法与贝叶斯规则相结合的网络训练算法(BR 算法),以提高模型稳健性<sup>[18]</sup>。L - M 算法是介于牛顿法与梯度下降法之间的一种搜索方向寻优的算法,与传统梯度下降法相比,其收敛速度更快,性能更好<sup>[14]</sup>。BR 算法通过添加一项  $F_w$  (神经元权值的平方和)修改了普通的代价函数  $F_e$  (误差平方和),BR 算法调节后的公式为

$$F = \kappa F_e + \lambda F_w \quad (4)$$

式中  $\kappa, \lambda$  为贝叶斯规则调节下目标函数的最优参数。BR 算法降低了平方误差,使权值最小化,从而保证模型的稳健性,最大限度地减少因输入数量级

过大而产生较大的波动。另外,贝叶斯规则只需训练和验证样本数据,不像交叉评价网络训练法需将样本分为训练、验证和测试样本<sup>[12]</sup>。

### 1.1.3 神经网络结构优化

确定输入层神经元数目。确定叶面积预测变量指标,主要原则是测定方便以及指标之间的关系。已往研究一般选择叶片长度和叶片宽度作为测试指标,但由于自然界不同的叶片形状各异,本研究将叶片形状指数(叶片长宽比)作为备选变量。输入层的各个变量指标及其组合均经过网络训练(训练时隐含层神经元个数设置为10),筛选出误差函数最小的变量组合。但由于变量个体间的相互作用可能会误导单个变量的相对重要性,因此最佳变量与其他变量进行配对组合时,经过网络训练后保留误差函数最小的配对组合,并继续执行这一迭代组合过程直至筛选出最佳变量组合<sup>[18]</sup>。

确定最优隐含层神经元个数。隐含层神经元过少会导致拟合不足,网络不能描述数据;过多的隐含层神经元会导致过度拟合,网络拟合数据噪声大,影响网络拟合的性能<sup>[19]</sup>。因此,一旦确定了输入层的最佳变量组合后,可通过比较不同隐含层神经元个数的网络测试最小误差平方和,并参考隐含层神经元个数的经验公式来确定,经验公式为

$$M = \sqrt{N + P} + c \quad (5)$$

式中  $c$ ——[1,10]的自然整数

$N$ ——输入层神经元个数

$P$ ——输出神经元个数,本文取1,即 $L_A$

$M$ ——隐含层神经元个数,取值为[3,20]

利用与神经网络建模相同的训练样本数据拟合多元线性回归方程为

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (6)$$

式中  $y$ ——叶面积  $x$ ——输入变量

$\beta$ ——回归参数  $\varepsilon$ ——随机误差

### 1.1.4 模型评价

模型评价利用决定系数 $R^2$ 、均方误差(RMSE)和绝对误差平均值(MAE)评价模型的拟合优度, $R^2$ 越大越好,而RMSE和MAE值越小越好,评价指标的公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

$$R_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

式(7)~(9)中, $n$ 为样本数, $y_i$ 、 $\hat{y}_i$ 和 $\bar{y}_i$ 分别为实测值、模型预测值和平均预估值。利用检验样本对模

型进行测试检验,以评价预估精度。

## 1.2 样本资料收集

于2010年8月和2011年8月在福建省三明市选取有代表性的毛竹林为对象。依据不同竹度、胸径选取样本,随机采集冠层(上、中、下)的叶片,并保证各个冠层的样本数量大于30个,样品用密封袋封装、带回实验室,先用分辨率600DPI扫描,再用电子秤称其质量(精度0.01g)。采用Photoshop测定法<sup>[9]</sup>和叶面积测定仪(LAS)分别测定 $L_A$ 、 $L_L$ 、 $L_W$ 、 $L_S$ 等,叶面积测定分辨率 $0.1 \text{ mm}^2$ ,为便于检查、核对,将数字图像中的每个叶片进行编号并保存。为了减少样本测定随机误差,将不同测定结果取平均值,并剔除误差较大的样本,共测定有效样本1200个,将样本数据随机分为训练样本(1000个)和验证样本(200个),部分数据如表1所示。毛竹叶片面积在 $116.8 \sim 1772.6 \text{ mm}^2$ 之间,平均叶面积为 $528.5 \text{ mm}^2$ ,平均叶片长度、宽度分别为75.1、9.9 mm。

表1 神经网络建模部分样本数据

Tab.1 Partial data for modeling neural networks

样本号	$L_A/\text{mm}^2$	$L_L/\text{mm}$	$L_W/\text{mm}$	$L_S$
1	123.5	32.12	5.35	6.01
2	376.1	77.40	8.16	9.49
3	314.6	68.12	7.29	9.35
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1 199	1 760.6	115.36	21.18	5.45
1 200	1 772.6	126.51	20.10	6.29
平均值	528.5	75.1	9.9	7.93

## 2 结果与分析

### 2.1 叶面积神经网络结构

基于Matlab 2010b软件平台,调用人工神经网络工具箱中的函数,进行网络训练与测试。为确定最佳输入层变量组合,将隐含层设置为10,即“ $x-10-1$ ”3层神经网络结构,模拟结果见表2。可见,叶片宽度为最优输入变量,其次是叶片长度。叶片宽度与其他变量相组合,都明显地提高了模型的拟合优度,平均叶面积绝对误差均下降60%以上。当输入变量为 $L_W$ 、 $L_L$ 组合时模拟最优,而增加 $L_S$ 并没有提高网络的模拟性能。这表明利用叶片长度和叶片宽度就能准确地测定植物叶面积<sup>[9,12]</sup>。因此,在确定最优隐含层神经元个数时,网络结构设置为“ $2-x-1$ ”。

隐含层神经元个数与模拟函数均方误差之间的关系如图2所示,当神经元个数为10时,误差总和最小为0.00237。因此,神经网络最优的隐含层神经元个数为10,这也符合经验公式的取值范围。该

表2 神经网络模型的误差

Tab.2 Statistics of ANN-model performance mm

输入变量	训练样本		验证样本	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
$L_L$	88.0	116.5	101.9	135.5
$L_W$	71.7	96.9	78.5	106.3
$L_S$	171.6	234.6	172.4	227.0
$L_W, L_L$	22.6	31.9	28.8	41.8
$L_W, L_S$	23.4	32.4	31.9	52.5
$L_W, L_L, L_S$	23.0	32.4	36.2	73.1

网络收敛速度快,网络经过 14 个训练步数的学习,达到网络的设定目标误差 0.001,并无过度拟合的现象。因此,叶面积神经网络模型的最优结构为“2-10-1”,这与荔枝叶面积神经网络模型的研究结果相一致<sup>[12]</sup>,也说明最优叶面积神经网络结构具有一定的通用性。

2.2 神经网络模型模拟

BP 神经网络预测叶面积与实测叶面积之间

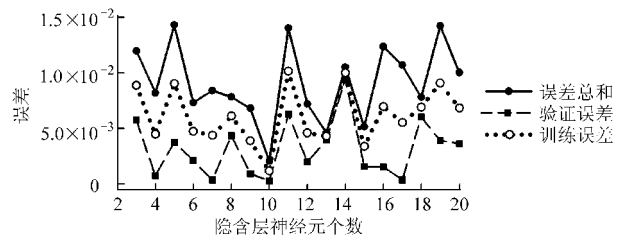
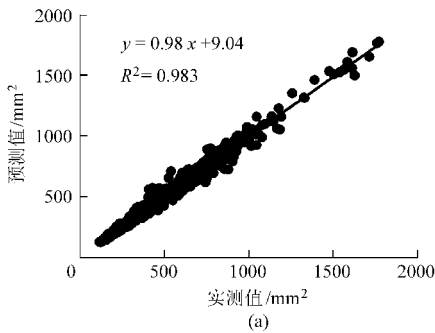


图2 隐含层神经元个数与模型误差的关系

Fig.2 Relationship between number of neural hidden nodes and model errors

的拟合关系如图 3 所示,实测值与估计值呈显著线性正相关, $R^2$ 达 0.98。由表 2 可知,训练和验证中 RMSE 和 MAE 差异均较小,这表明神经网络模型具有很强的泛化能力,如训练样本及验证样本中,MAE 分别为 22.6、28.8  $\text{mm}^2$ ,均不到平均叶面积的 4%,表明模型预测精度高,可以预测不同年龄的叶面积。经过训练后网络精度达到要求, $R^2$ 达 0.992,得到的输入层至隐含层的权值  $V_{ij}$ 及阈值  $b_j$ 、隐含层至输出层的权值  $W_j$ 及阈值  $b$ 见表 3。

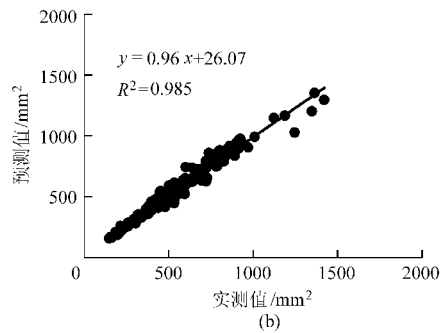


图3 BP神经网络预测值与实测值的关系

Fig.3 Relationship between simulated and measured leaf area

(a) 训练样本 (b) 验证样本

表3 BP人工神经网络模型的权值和阈值

Tab.3 Weights and biases of BP artificial neural network model

隐含层	$V_{ij}$		$b_j$	$W_j$	$b$
	$L_L$	$L_W$			
1	5.994 1	-6.304 2	-5.563 7	13.024 0	
2	36.852 8	11.405 8	-38.186 3	0.096 2	
3	5.948 2	-6.221 0	-5.501 3	-13.207 6	
4	-1.789 0	-0.351 2	0.060 6	-8.929 5	
5	-25.292 4	-3.660 3	17.173 5	-0.109 9	
6	-4.871 0	3.578 8	1.357 0	0.073 8	0.048 8
7	-1.858 8	-0.362 1	0.051 3	8.115 4	
8	1.255 5	-1.031 2	0.914 8	-0.454 8	
9	-0.787 9	19.038 2	-17.650 3	0.067 4	
10	4.169 2	-1.200 6	2.618 0	0.100 6	

2.3 模型比较

为了比较改进神经网络(BR 算法)模型的预测能力,用常规的线性回归模型和改进前 L-M 算法神经网络模型进行毛竹叶面积的预测评估。建立毛竹叶面积最佳多元线性回归方程: $L_A = 54.40L_W + 7.09L_L - 540.78$ ,  $R^2 = 0.952$ ,  $p < 0.001$ ,所建模型精度较高,并利用未参与建模的检验样本评价模型预测性能。

从“2-10-1”BP 人工神经网络模型与最优线性模型性能指标比较结果(表 4)看,神经网络模拟精度明显优于线性回归模型,L-M 算法、BR 算法分别比线性回归模型绝对误差平均值(MAE)减小了 19.47%和 23.20%,相对误差平均值(RME)减小了 3.36%和 4.36%。2 种算法所建的 BP-ANN 模型均具有较高的预测精度,决定系数达 0.99;改

进后(BR算法)的神经网络预测精度及稳定性略优于改进前(L-M算法),改进算法模型RME下降了1%。

表4 BP神经网络模型与线性模型模拟的毛竹叶面积的性能比较

Tab.4 Performance comparison between BP-ANN models and linear model for Moso bamboo leaf area

模型	MAE/mm <sup>2</sup>	RME/%	R <sup>2</sup>
线性回归	37.5	8.64	0.952
L-M算法神经网络	30.2	5.28	0.990
BR算法神经网络	28.8	4.28	0.992

该改进的神经网络建模简单,一次性引入叶片长度和宽度2个自变量,就可准确估测叶面积,而且ANN建模不用事先假设函数形式,适合线性及非线性性的模拟。

### 3 结论

(1)以毛竹叶面积为例,采用L-M算法和贝叶斯规则相结合的网络训练模式,综合优化了人工神经网络结构,确定了最优的叶面积预测模型。

(2)神经网络输入层的变量组合及隐含层神经元个数影响模型拟合精度。最佳估测叶面积的变量为叶片宽度,其次是叶片长度,以叶片宽度和叶片长度为最优组合输入变量。神经网络结构影响模型的稳定性,叶面积神经网络预测模型以“2-10-1”为最优结构。经过大量样本的训练及验证,该神经网络模型预测精度高,R<sup>2</sup>达0.992,平均相对误差4.28%,平均绝对误差28.8 mm<sup>2</sup>。

### 参 考 文 献

- Jonckheere I, Fleck S, Nackaerts K, et al. Review of methods for in-situ leaf area index determination. Part I. Theories, sensors and hemispherical photography [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2004, 121(13): 19~35.
- Laubhann D, Eckmüllner O, Sterba H. Applicability of non-destructive substitutes for leaf area in different stands of Norway spruce (*Picea abies* L. Karst.) focusing on traditional forest crown measures [J]. *Forest Ecology and Management*, 2010, 260(9): 1498~1506.
- 聂鹏程,杨燕,刘飞,等. 植物叶面积无损测量方法及仪器开发[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(9): 198~202.  
Nie Pengcheng, Yang Yan, Liu Fei, et al. Method of non-destructive measurement for plant leaf area and its instrument development [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(9): 198~202. (in Chinese)
- Law B, Van Tuyl S, Cescatti A, et al. Estimation of leaf area index in open-canopy ponderosa pine forests at different successional stages and management regimes in Oregon [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2001, 108(1): 1~14.
- 向洪波,郭志华,赵占轻,等. 不同空间尺度森林叶面积指数的估算方法[J]. *林业科学*, 2009, 45(6): 139~144.  
Xiang Hongbo, Guo Zhihua, Zhao Zhanqing, et al. Estimating method of forest leaf area index on different space scales [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2009, 45(6): 139~144. (in Chinese)
- 肖强,叶文景,朱珠,等. 利用数码相机和Photoshop软件非破坏性测定叶面积的简便方法[J]. *生态学杂志*, 2005, 24(6): 711~714.  
Xiao Qiang, Ye Wenjing, Zhu Zhu, et al. A simple non-destructive method to measure leaf area using digital camera and Photoshop software [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2005, 24(6): 711~714. (in Chinese)
- 马彦平,白由路,高祥照,等. 基于数字图像的玉米叶面积测量方法研究[J]. *中国农学通报*, 2009, 25(22): 329~334.  
Ma Yanping, Bai Youlu, Gao Xiangzhao, et al. Investigation of the method for measurement of corn leaf area based on image [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2009, 25(22): 329~334. (in Chinese)
- 王希群,马履一,贾忠奎,等. 叶面积指数的研究和应用进展[J]. *生态学杂志*, 2005, 24(5): 537~541.  
Wang Xiqun, Ma Lüyi, Jia Zhongkui, et al. Research and application advances in leaf area index (LAI) [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2005, 24(5): 537~541. (in Chinese)
- 宰松梅,温季,郭冬冬,等. 基于支持向量机模型和图像处理技术的甜椒叶面积测定[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(3): 237~241.  
Zai Songmei, Wen Ji, Guo Dongdong, et al. Determination of leaf area of sweet pepper based on support vector machine model and image processing [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(3): 237~241. (in Chinese)
- Cho Y Y, Oh S, Oh M M, et al. Estimation of individual leaf area, fresh weight, and dry weight of hydroponically grown cucumbers (*Cucumis sativus* L.) using leaf length, width, and SPAD value [J]. *Scientia Horticulturae*, 2007, 111(4): 330~334.
- Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function [J]. *Mathematics of Control, Signals, and Systems (MCSS)*, 1989, 2(4): 303~314.
- 吴春胤,张文昭,欧阳庆,等. 基于BP神经网络模型的荔枝树叶面积测定方法[J]. *农业工程学报*, 2007, 23(7): 166~169.  
Wu Chunyin, Zhang Wenzhao, Ouyang Qing, et al. BP neural network model for the measurement of the leaf area of litchi [J]. *Transactions of the CSAE*, 2007, 23(7): 166~169. (in Chinese)
- 东南大学. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2005.

- Gao Zhi, Zhong Sidong, Song Lihua. 3D-model reconstruction based on data of laser radar[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(Supp.4):495~499. (in Chinese)
- 4 Richardson J J, Moskal L M, Kim S H. Modeling approaches to estimate effective leaf area index from aerial discrete return LiDAR [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2009, 149(6~7): 1 152~1 160.
- 5 Danson F M, Hetherington D. Forest canopy gap fraction from Terrestrial laser scanning[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(1):157~160.
- 6 Cote J F, Widlowski J L, Fournier R A, et al. The structural and radiative consistency of three-dimensional tree reconstructions from Terrestrial LiDar[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(5): 1 067~1 081.
- 7 Solanelles F, Escola A, Planas S, et al. An electronic control system for proportional pesticide application to the canopy volume in tree crops[C]//EFITA/WCCA Joint Congress on IT in Agriculture, 2005: 25~28.
- 8 Akira K, Moskal L M, Peter S, et al. Capturing tree crown formation through implicit surface reconstruction using airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(6): 1 148~1 162.
- 9 冯仲科, 罗旭, 马钦彦, 等. 基于三维激光扫描成像系统的树冠生物量研究[J]. 北京林业大学学报, 2007, 29(增刊2): 52~56.  
Feng Zhongke, Luo Xu, Ma Qinyan, et al. An estimation of tree canopy biomass based on 3D laser scanning imaging system[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2007, 29(Supp.2): 52~56. (in Chinese)
- 10 周平, 赵春江, 王纪华, 等. 基于机器视觉的鸡蛋体积与表面积计算方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(5): 168~171.  
Zhou Ping, Zhao Chunjiang, Wang Jihua, et al. Egg geometry calculations based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(5): 168~171. (in Chinese)
- 11 周梦维, 柳钦火, 刘强, 等. 机载激光雷达的作物叶面积指数定量反演[J]. 农业工程学报, 2011, 27(4): 207~213.  
Zhou Mengwei, Liu Qinhua, Liu Qiang, et al. Inversion of leaf area index based on small-footprint waveform airborne LiDAR [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(4): 207~213. (in Chinese)
- 12 Hudak A T, Crookston N L, Evans J S, et al. Nearest neighbor imputation of species-level, plot-scale forest structure attributes from LiDAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2 232~2 245.
- 13 刘学军, 龚健雅. 约束数据域的 Delaunay 三角剖分与修改算法[J]. 测绘学报, 2001, 30(1): 82~88.  
Liu Xuejun, Gong Jianya. Delaunay triangulation of constrained data set[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2001, 30(1): 82~88. (in Chinese)
- 14 Marevan K, Maarten L, Rodrigo I S. Optimization for first order Delaunay triangulations[J]. Computational Geometry, 2010, 43(4): 377~394.
- 15 宋晓宇, 戚爱伟, 王永会, 等. 基于分治策略的快速构建 Delaunay 三角网算法[J]. 沈阳建筑大学学报: 自然科学版, 2007, 23(5): 862~865.
- 16 王晓东, 刘文耀, 金月寒, 等. 嵌入式 DSP 激光雷达距离图像处理系统[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(10): 1 043~1 046.  
Wang Xiaodong, Liu Wenyao, Jin Yuehan, et al. Embedded DSP system of laser radar range image processing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(10): 1 043~1 046. (in Chinese)
- 17 Hamid G, John S, Ziji W. Boundary recovery for Delaunay tetrahedral meshes using local topological transformations[J]. Finite Elements in Analysis & Design, 2010, 46(1~2): 74~83.
- 18 刘涛, 周明全, 武仲科. 针对颅面点云数据的 Deluney 三角网构建方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(22): 153~155.  
Liu Tao, Zhou Mingquan, Wu Zhongke. Deluney triangulation of craniofacial point cloud [J]. Computer Engineering Applications, 2011, 47(22): 153~155. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 204 页)

- 14 程国平, 齐晓红. 基于 BP 神经网络的私募股权投资项目评价[J]. 清华大学学报, 2011, 51(12): 1 917~1 920.  
Cheng Guoping, Qi Xiaohong. The project evaluation of private equity on the basis of BP neural network[J]. Tsinghua Science and Technology, 2011, 51(12): 1 917~1 920. (in Chinese)
- 15 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)
- 16 Dorvlo A S S, Jervelo J A, Al-Lawati A. Solar radiation estimation using artificial neural networks[J]. Applied Energy, 2002, 71(4): 307~319.
- 17 Leeghim H, Seo I H, Bang H. Adaptive nonlinear control using input normalized neural networks[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2008, 22(6): 1 073~1 083.
- 18 Fortin J G, Anctil F, Parent L É, et al. A neural network experiment on the site-specific simulation of potato tuber growth in Eastern Canada [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 73(2): 126~132.
- 19 Abu-Mostafa Y S. Learning from hints in neural networks [J]. Journal of Complexity, 1990, 6(2): 192~198.