

# 基于模糊最优小波包的植物胁迫因子识别<sup>\*</sup>

陆静霞 丁为民 於海明 凌威龙

(南京农业大学江苏省智能化农业装备重点实验室, 南京 210031)

**【摘要】** 为了正确地识别植物常见的胁迫种类,以采集的正常状态和7种胁迫下的植物电信号为样本,结合小波包分解提取特征值能力强的优点,应用模糊准则来优化小波包分解,提取植物电信号中的最优小波包基能量值构成特征集,应用更适合处理模糊的、非线性信号的BP神经网络作为分类器,以实现对不同逆境因子类型的识别。首先利用小波包对采集的植物电信号进行降噪预处理,然后列举了样本经基于模糊准则的小波包处理后各小波包基上的能量样本值,绘制了特征分布图,最后通过对芦荟、碧玉、虎皮兰和蟹爪兰4种植物所处7种胁迫的判断,以统计特征值作为对照,采用所提方法胁迫平均识别率达到95.95%,验证了此方法的准确性和可行性。

**关键词:** 植物 电信号 能量特征 模糊最优小波包 胁迫因子

**中图分类号:** S46; S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)12-0217-05

## Plant Stress Recognition Based on Fuzzy-rule Using Optimal Wavelet Packet

Lu Jingxia Ding Weimin Yu Haiming Ling Weilong

(Key Laboratory of Intelligent Agricultural Equipment in Jiangsu Province,  
Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

### Abstract

In order to correctly identify common stress types of plants, because the wavelet packet has superior ability in feature extraction, the way to optimize the wavelet packet decomposition by use of the fuzzy criterion was proposed. Then BP neural network classifier should be employed to distinguish different stress factors according to physical characteristics of electrical signals performed by plants under diverse stress factors. Because plant electrical signals are very weak, de-noising method based on wavelet packet was used. Afterwards, after wavelet packet was optimized by fuzzy criterion to acquire the feature sets composed of optimal wavelet packet base energy values which can be differentiated easily, electrical signals from plants exposed to a variety of stress types were decomposed by using wavelet packet. In the end, the feature sets were input to a certain BP neural network which is more suited for processing fuzzy and nonlinear signals to finally identify stress types. The results of the study showed that average rate reached to 95.95%. This proposal was proved to be relatively precise and practical after the analysis of four plants including aloe, Jasper, Sansevieria and Schlumbergera, all of which were exposed to seven kinds of detrimental factors.

**Key words** Plant, Electrical signals, Energy characteristics, Fuzzy optimal wavelet packet, Stress factors

收稿日期: 2012-06-04 修回日期: 2012-07-19

<sup>\*</sup> 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2012AA101904)、江苏省农机三项工程资助项目(NJ2010)和江苏省农机局科研启动基金资助项目(06007)

**作者简介:** 陆静霞,副教授,主要从事植物电信号分析处理及应用研究,E-mail: nmlujingxia@163.com

**通讯作者:** 丁为民,教授,博士生导师,主要从事农业生物环境与调控研究,E-mail: wmding@njau.edu.cn

引言

植物的逆境因子与其生物学特性密切相关,凡是与其生物学特性不相适应、影响其生长的因素都是逆境因子,如干旱、冻害、盐害、冷害、高温、水渍等,已知的相关研究大都集中在探索胁迫与植物生理效应的关系<sup>[1-5]</sup>。而植物胁迫识别方面的研究相对较少,文献[6]基于多光谱视觉技术,利用逐步回归法,实现了对油菜水分胁迫的定量分析,为胁迫识别奠定了良好的基础。植物电信号是一种非平稳、非线性的信号,随着计算机技术、信息采集技术的发展,实时采集植物电信号已很方便,通过对采集的植物电信号进行科学的分析处理,探索有效的特征值用于环境胁迫的预测或判断,有利于实现对植物体生长环境的监测和调控。近年来不少学者基于模糊理论、小波分析<sup>[7-9]</sup>、神经网络<sup>[10-12]</sup>等方法致力于植物电信号研究,这些研究表明:小波及神经网络方法用于对植物电信号分析处理,进而实现植物电信号的预测及植物种类或病虫害的识别是可行的,但由于信号处理方法的单一,用于反映研究对象最佳的信号特征有待进一步探寻。

本文在前人应用小波变换和神经网络进行生物电信号处理的研究基础上,结合小波包分解提取特征值能力强的优点,探索应用模糊准则来优化小波包分解,进而以此来提取植物电信号中各种胁迫的特征,应用于胁迫因子的识别。

1 基于模糊准则的小波包优化

1.1 小波包分解

小波包分解是小波变换的一种自然延拓,是一种对信号进行更加细致分析与重构的方法。小波包变换将频带进行多层次划分,对小波变换没有细分的高频部分作进一步分解,并能够根据被分析的特征,自适应地选择频带,使之与信号频带相匹配,从而提高处理信号的能力,因此小波包变换具有更广泛的应用价值。以3层小波包变换为例,其分解树如图1所示<sup>[13-14]</sup>。

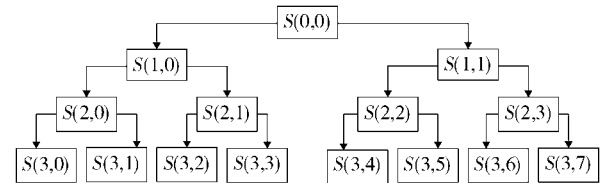


图1 3层小波包分解示意图

Fig.1 Three layer wavelet-packer decomposition

将尺度函数  $\phi(t)$  和小波函数  $\psi(t)$  分别记为  $W_0(t) = \phi(t)$ ,  $W_1(t) = \psi(t)$ , 则双尺度方程为

$$W_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) u_n(2t - k) \tag{1}$$

$$W_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) u_n(2t - k) \tag{2}$$

定义的集合  $\{W_n(t)\}_{n \in Z}$  为由  $W_0(t) = \phi(t)$  所确定的小波包。 $h(k)$  与  $g(k) = (-1)^k h(1 - k)$  满足正交关系,这样就可以将多分辨分析中的正交小波分解推广到小波包分解,得到信号的小波包表示为

$$g_j^n(t) = \sum_k d_k^{j,n} u_n(2^j t - k) \tag{3}$$

式中  $d_k^{j,n}$ ——分解所得系数

1.2 基于模糊集的最优化小波包分解

小波包分解的子空间中可能存在分类能力弱的冗余信息,导致植物电信号识别时的网络规模过大、训练时间过长。针对这些问题,本文引入模糊隶属度函数,应用基于模糊准则的小波包优化方法来提取胁迫下植物电信号的特征。根据模糊理论,样本  $x_k$  并不是仅仅属于某一类,而是以不同的隶属度属于所有的类别。为此令  $u_{ik} \in [0,1]$  表示样本  $x_k$  属于类  $i$  的隶属度,这里  $c \leq n$ ,  $c$  为聚类数,  $n$  为信号特征的维数,则有

$$u_{ik} = \left( \sum_{j=1}^c \frac{\|x_k - v_i\|^2}{\|x_k - v_j\|^2} \right)^{-1} \tag{4}$$

其中  $v_i = \sum_{k \in A_i} \frac{x_k}{N_i}$

式中  $v_i$ ——第  $i$  类的平均值

$A_i$ ——第  $i$  类训练集的样本集合

$N_i$ ——第  $i$  类训练集所含样本总数

$\| \cdot \|$ ——欧几里德距离

定义模糊准则  $F(X)$  来评价特征空间  $X$  的分类能力<sup>[15]</sup>,即

$$F(X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k \in A_i} u_{ik} \tag{5}$$

对于  $N$  个训练样本,存在  $0 < F(X) \leq N$ 。 $F(X)$  越大意味着特征空间  $X$  的分类能力越强,即各类样本在特征空间  $X$  上分布较好。根据  $F(X)$  可以得到信号的基于模糊准则的最优小波包分解。

2 识别方法

应用最优小波包和神经网络进行胁迫因子识别的过程:首先对植物在正常状态和逆境胁迫状态下采集的电信号,利用小波包进行降噪预处理,然后通过所提出的基于模糊准则的小波包优化分解提取最优的信号特征值,最后采用神经网络进行胁迫模式识别,其判断算法的流程图如图2所示。

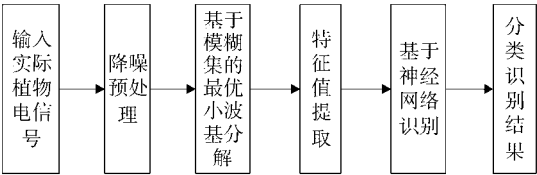


图 2 植物胁迫分类识别流程图

Fig. 2 Flow chart of plant stress classification

2.1 实验材料与方法

2.1.1 材料

自然条件下盆栽的芦荟、碧玉、虎皮兰和蟹爪兰,挑选生长状况一致的植株在自然光照、常温环境下进行实验,分别采集植株正常状态和经 7 种胁迫处理后的电信号。

2.1.2 胁迫处理

干旱胁迫处理采用停止浇水的方法,处理 3 d 后进行测定;盐胁迫处理设定 NaCl 溶液物质的浓度为 50 mmol/L,每天定时、定量浇灌 1 次,处理 3 d 后进行测定;热激胁迫采用将叶片置于 50℃ 热水中浸泡 2 min 后测试;紫外光胁迫采用照度为 16 μW/cm<sup>2</sup>、波长为 253.7 nm 的紫外线照射 30 min 测试;渍水胁迫是将盆栽植物置于不渗水的盆中,处理时开始淹水至盆中土表层,并始终使植株的土表下部全部淹没,形成渍水状态,处理 3 d 后测试;冻伤胁迫采用将植株叶片持续接触冰块 2 min 后测试;重金属胁迫采用浓度为 40 μmol/L 的 Zn<sup>2+</sup> 溶液每天 2 次各 20 mL 浇入植株根部,处理 3 d 后测试;取正常状态下无胁迫的植株作为对照组。

2.2 植物电信号的采集和预处理

将正常未处理和胁迫处理后的实验材料按照图 3 所示方法进行测试。实验材料和信号采集仪置于屏蔽罩中,以避免外界电信号的干扰。生物机能实验系统采用成都泰盟科技有限公司的 BL-420E 型生物机能实验系统。实验数据采集的滤波频带范围是 0.2 ~ 10 kHz,采样率为 50 Hz。将正电极和负电极插入叶片并使两电极之间距离为 10 mm,将参考电极插入盆内土壤并用导线将参考电极与屏蔽罩连接,信号采集时环境温度为 22℃,湿度为 45% ~ 55%。考虑电极刚插入时的刺激对植物体胁迫信号的影响,采样数据在电极插入 2 min 后获取。

植物电信号幅度微弱,电信号中往往包含大量的干扰信号成分。图 4 为芦荟正常环境下采集的原始信号,其中包含有明显的噪声,如果对采集的信号直接分析其特征值必然会产生很大的误差,因此必须进行降噪预处理。本文利用小波变换分别对采集数据进行小波软阈值去噪处理,根据去噪效果,经过

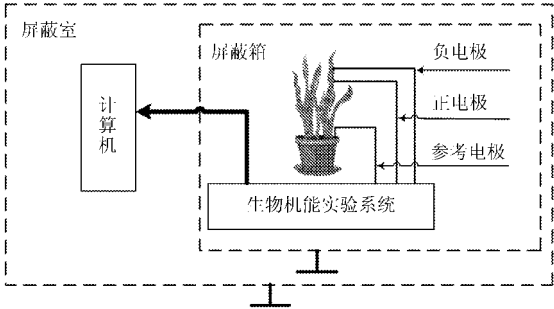


图 3 测试装置及测试部位示意图

Fig. 3 Schematic of testing equipment and testing site

多次实验后选取“db3”作为小波基函数,得到去噪后重构的植物电信号如图 5 所示,可以看出去噪效果很明显。

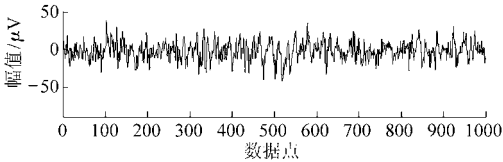


图 4 采集的原始信号

Fig. 4 Original signal of collecting

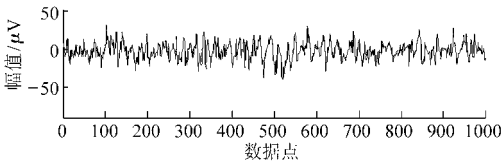


图 5 去噪后的信号

Fig. 5 Signal of after de-noising

2.3 特征值提取

首先对正常和逆境胁迫后的植物电信号进行 3 层小波包分解,再根据基于模糊集最优小波包分解原理,依据以下步骤来提取信号特征:

- (1) 计算植物电信号小波包分解二叉树中所有特征空间的模糊准则函数  $F(S(j,k))$ 。
- (2) 设植物电信号的最优小波包分解为集合  $X^*$ ,具体的选择过程如下:

对每个植物电信号小波包分解后的子空间  $S(j,k)$ ,根据模糊准则  $F(S(j,k))$  由大到小排序,排序后的 15 个子空间集合标记为  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{15}\}$ 。集合  $X^* = \{\phi\}$ ,从  $S$  中顺序移出第 1 个最大元素  $S_i$  并放入  $X^*$  中,即  $S \rightarrow S - S_i, X^* \rightarrow X^* + S_i$ 。搜索  $S$  中的其他元素  $S_i$ ,对于任意的  $S_i \in S$ ,如果  $S_i$  在小波包分解的函数空间中与  $S_i$  向上或者向下(直接或者间接)地产生重叠,就将其从  $S$  中移除,不再搜索,即  $S \rightarrow S - S_i$ 。如果不是,则将它放入  $X^*$  中。直至  $S$  中元素搜索完成,停止。集合  $X^*$  就是植物电信号最优小波包分解后的集合,它由一系列子空间  $N(j,k)$  构成。为减小分类的维数将各个子空间的能量<sup>[16]</sup>作为下一步分类器的输入特征。

2.4 BP 神经网络分类器

BP 算法为常用的神经网络算法，是一种监督式的学习算法。学习的目的是利用网络的实际输出与期望输出之间的误差来修改其权值,使实际与期望尽可能地接近,即使网络输出层的误差平方和达到最小,通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标。每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响呈正比，并以反向传播的方式传递到每一层。BP 算法分为 2 个阶段:第一阶段(正向过程)输入信息从输入层经隐层逐层计算各单元的输出值;第二阶段(反向传播过程)由输出误差逐层向前计算出隐层各单元的误差,并用此误差修正前层权值。采用的 3 层结构如图 6 所示<sup>[17~18]</sup>。

3 结果分析

利用提出的方法对 4 种植物无胁迫及 7 种胁迫状态进行识别的过程如下：

(1) 每一种植物的每一种状态获取 10 次信号，

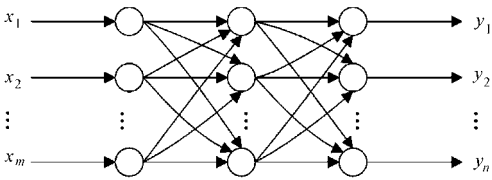


图 6 BP 神经网络结构图  
Fig.6 BP neural network structure

共获得 80 次植物叶片电信号样本值。

(2) 对信号进行小波包分解,由于双正交小波具有线性相位,在牺牲正交性的条件下,获得了良好的紧支性和精确的对称性,对数据压缩和信号特征的提取非常有效。本文采用双正交小波系中的 bior1 小波,利用它对这些信号进行 3 层小波包分解。利用所提小波包优化分解算法,针对每一个样本值算出每个子空间的模糊准则并排序,选取模糊准则大的前 6 个特征作为最优小波包  $X^*$ ,表 1 分别列举了芦荟和蟹爪兰叶片电信号的一个样本由基于模糊准则的小波包处理后各小波包基上的能量样本值。

表 1 部分最优小波包分解后的能量样本值  
Tab.1 Energy samples by using optimal WPT decomposition

| 植物名称 | 胁迫种类  | $X^*(1)$ | $X^*(2)$ | $X^*(3)$ | $X^*(4)$ | $X^*(5)$ | $X^*(6)$ |
|------|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 芦荟   | 无胁迫   | 0.276 7  | 0.080 1  | 0.108 7  | 0.014 4  | 0.004 8  | 0.004 1  |
|      | 干旱胁迫  | 0.157 0  | 0.046 1  | 0.011 4  | 0.036 8  | 0.010 4  | 0.004 3  |
|      | 冻伤胁迫  | 0.097 3  | 0.018 7  | 0.008 7  | 0.013 9  | 0.004 9  | 0.004 4  |
|      | 热胁迫   | 2.008 4  | 1.815 9  | 0.199 2  | 1.396 7  | 0.439 0  | 0.045 5  |
|      | 紫外光胁迫 | 0.396 0  | 0.372 9  | 0.024 9  | 0.355 6  | 0.038 9  | 0.010 2  |
|      | 盐胁迫   | 2.008 4  | 1.815 9  | 0.199 2  | 1.396 7  | 0.439 0  | 0.045 5  |
|      | 重金属胁迫 | 1.183 0  | 1.161 2  | 0.023 5  | 1.094 0  | 0.070 5  | 0.008 5  |
|      | 水渍胁迫  | 1.473 8  | 1.458 6  | 0.015 3  | 1.410 1  | 0.052 0  | 0.007 2  |
| 蟹爪兰  | 无胁迫   | 0.330 2  | 0.296 7  | 0.033 5  | 0.243 5  | 0.0662   | 0.023 3  |
|      | 干旱胁迫  | 0.016 9  | 0.009 4  | 0.007 5  | 0.005 5  | 0.003 9  | 0.003 7  |
|      | 冻伤胁迫  | 0.046 9  | 0.035 6  | 0.011 6  | 0.024 3  | 0.011 4  | 0.004 9  |
|      | 热胁迫   | 0.437 0  | 0.420 7  | 0.017 3  | 0.401 0  | 0.021 8  | 0.006 3  |
|      | 紫外光胁迫 | 0.018 4  | 0.011 1  | 0.007 5  | 0.007 3  | 0.004 3  | 0.003 9  |
|      | 盐胁迫   | 0.102 0  | 0.085 4  | 0.016 6  | 0.071 7  | 0.013 9  | 0.008 1  |
|      | 重金属胁迫 | 0.016 1  | 0.008 3  | 0.007 9  | 0.004 8  | 0.003 6  | 0.003 8  |
|      | 水渍胁迫  | 0.207 3  | 0.183 3  | 0.024 1  | 0.131 0  | 0.052 7  | 0.005 2  |

图 7 为芦荟无胁迫及其他 7 种胁迫下前 3 个特征向量的空间分布。可以看出:8 种信号的特征类间分布差异明显,而类内分布具有较强的相似性,说明特征提取过程是有效的。

(3) 对于 BP 神经网络的训练,采用同一植物同一种胁迫的数据任选 10 组作为训练样本,共 80 个

胁迫样本构成训练样本矩阵  $80 \times 6$ ,输入 BP 神经网络。对于每类胁迫电信号样本,设定其相应输出节点的期望输出值为 1、其他输出节点的值为 0,进行训练。训练参数设置为:初始学习率 0.05,均方误差 0.000 5,最大训练步数 1 000。训练结束时,若均方误差大于 0.01,则认为该次训练失败,再重新训

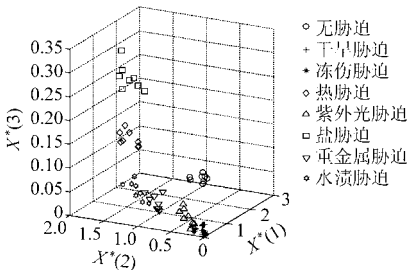


图 7 特征向量的空间分布

Fig. 7 Distribution of feature vectors

练。训练完成后,另选 10 组共 80 个测试样本对网络进行测试。表 2 为 4 种植物无胁迫及其他 7 种胁迫判断的测试结果。可见,4 种植物的胁迫实验数据均取得了较高的识别正确率,植物胁迫识别的平均正确率达到了 95.95%。实验数据处理中发现,隐层神经元个数的选择对识别正确率的影响较大,经多次实验发现当隐层神经元个数取 10 时,平均识别率最高。实验中另取各段信号的 3 阶 AR 模型系数、幅度绝对值均值和过零率这 5 个统计特征值,并将其组合成 5 个统计特征向量输入神经网络进行训练和测试,结果表明本文方法的识别率明显高于统计特征下的识别正确率。原因是这些统计值只是信号时域信息的体现,而小波分析法具有同时表达时、频域的能力,依此获取特征更能反映不同胁迫下的信号特点。

表 2 4 种植物胁迫识别率  
Tab.2 Recognition accuracy of stress in  
four kinds of plants

|      |       | 碧玉   | 芦荟   | 虎皮兰  | 蟹爪兰  |
|------|-------|------|------|------|------|
| 本文方法 | 识别数/个 | 76   | 78   | 76   | 77   |
|      | 识别率/% | 95   | 97.5 | 95   | 96.3 |
| 统计特征 | 识别数/个 | 70   | 69   | 65   | 71   |
|      | 识别率/% | 87.5 | 86.2 | 81.2 | 91.2 |

4 结束语

将模糊理论、小波包分解和神经网络有机结合,提出了基于模糊最优小波包和神经网络的植物胁迫诊断方法,提取分类能力强的小波系数能量值作为特征向量,减少了训练网络的规模,采用 BP 神经网络作为分类器,准确地识别了 4 种植物的 7 种胁迫模式。通过引入模糊准则,对小波包分解的各个子空间的模糊准则函数值进行排序,选取较大的小波包系数能量值作为特征,综合了模糊集较强的分类能力和小波包变换的较强特征提取能力,从而减少了小波包子空间中存在的冗余特征量,加快了训练网络的分类速度。通过对芦荟、碧玉、虎皮兰和蟹爪兰 4 种植物所处胁迫的判断,本文所提方法下的识别率明显高于统计方法下的识别率,4 种植物胁迫的平均识别率达到 95.95%,说明了此方法的准确性和可行性。

参 考 文 献

1 Gurovich L, Hermosilla P. Electrical signaling in fruit trees in response to water applications and light-darkness conditions [J]. Journal of Plant Physiology, 2009, 166(3): 290 ~ 300.

2 Demming Adams B, Adams W W. Photoprotection and other responses of plant to high light stress[J]. Annual Review of Plant Biology, 1992, 43(1): 599 ~ 626.

3 韩蕊莲,李丽霞,梁宗锁. 干旱胁迫下沙棘叶片细胞膜透性与渗透调节物质研究[J]. 西北植物学报,2003,23(1):23 ~ 27.  
Han Ruilian, Li Lixia, Liang Zongsuo. Seabuckthorn relative membrane conductivity and osmotic adjustment under drought stress[J]. Acta Botanica Boreali-occidentalia Sinica, 2003,23(1):23 ~ 27. (in Chinese)

4 郑青松,刘玲,刘友良,等. 盐分和水份胁迫对芦荟幼苗渗透调节和调物质积累的影响[J]. 植物生理与分子生物学学报,2003,29(6):585 ~ 588.  
Zheng Qingsong, Liu Ling, Liu Youliang, et al. Effects of salt and water stresses on osmotic adjustment and osmotica accumulation in aloe vera seedlings[J]. Acta Photophysiological Sinica, 2003,29(6):585 ~ 588. (in Chinese)

5 Zhang X H, Yu N M, Xi G, et al. Changes in the power spectrum of electrical signals in maize leaf induced by osmotic stress [J]. Chinese Sci. Bull,2012, 57(4):413 ~ 420.

6 张晓东,毛罕平,左志宇,等. 基于多光谱视觉技术的油菜水分胁迫诊断[J]. 农业工程学报,2011,27(3):152 ~ 157.  
Zhang Xiaodong, Mao Hanping, Zuo Zhiyu, et al. Nondestructive testing method for rape water stress based on multi-spectral vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011,27(3):152 ~ 157. (in Chinese)

7 冷强,黄岚,花宝光,等. 环境因素引起植物表面电位变化的小波分析[J]. 生物物理学报,1998,14(1):140 ~ 144.  
Leng Qiang, Huang Lan, Hua Baoguang, et al. Wavelet transform analysis of local electrical potential in plants[J]. Acat Biophysica Sinica, 1998,14(1):140 ~ 144. (in Chinese)

8 Huang Lan, Wang Zhongyi. Computing methods in analyzing plant electrical signal[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2002,18(5):39 ~ 42.

- 11 吴飞青,张立彬,胥芳,等. 机械通风条件下玻璃温室热环境数值模拟[J]. 农业机械学报,2010,41(1):153~158.  
Wu Feiqing, Zhang Libin, Xu Fang, et al. Numerical simulation of the thermal environmental in a mechanically ventilated greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(1):153~158. (in Chinese)
  - 12 Tomas Norton, Da-Wen Sun, Jim Grant, et al. Applications of computational fluid dynamics (CFD) in the modeling and design of ventilation systems in the agricultural industry: a review[J]. Bioresource Technology, 2007, 98(12):2 386~2 414.
  - 13 李万彪. 大气物理——热力学与辐射基础[M]. 北京:北京大学出版社,2010.
  - 14 ANSYS Inc. ANSYS CFX manual [M]. Pittsburgh: ANSYS Inc., 2009.
  - 15 吴真,贺俊芳,吴登科,等. 蒙特卡罗模拟光通过大气后的时间分布[J]. 强激光与粒子束,2011,23(3):779~782.  
Wu Zhen, He Junfang, Wu Dengke, et al. Simulation of transmitted light through atmosphere by Monte Carlo method[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2011, 23(3):779~782. (in Chinese)
  - 16 陈炎,张勤昭,曹树良. 温度体动网格方法的旋转变形能力[J]. 排灌机械工程学报,2012,30(4):447~451.  
Chen Yan, Zhang Qinzhaohao, Cao Shuliang. Rotational deformability of temperature analogy method[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2012, 30(4):447~451. (in Chinese)
  - 17 王新坤,李红. 我国温室的研究现状与发展趋势[J]. 排灌机械工程学报,2010,28(2):179~184.  
Wang Xinkun, Li Hong. Current research status and development trend of greenhouse in China[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2010, 28(2):179~184. (in Chinese)
  - 18 王新坤,许颖,高世凯,等. 基于多孔毛管的温室热风采暖[J]. 排灌机械工程学报,2011,29(5):451~454.  
Wang Xinkun, Xu Ying, Gao Shikai, et al. Greenhouse hot blast heating based on porous pipes[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2011, 29(5):451~454. (in Chinese)
- 

(上接第 221 页)

- 9 李海霞. 植物微弱电波信号的研究[D]. 北京:中国计量学院,2006.
- 10 王忠义,陈端生,黄岚. 利用人工神经网络建立植物电信号与环境因子关系[J]. 农业工程学报,2001,17(3):142~145.  
Wang Zhongyi, Chen Duansheng, Huang Lan. Relationship between plant physiological signal and environment by using artificial neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2001, 17(3):142~145. (in Chinese)
- 11 关海鸥,许少华,谭峰. 基于遗传模糊神经网络的植物病斑区域图像分割模型[J]. 农业机械学报,2010,41(12):163~167.  
Guan Haiou, Xu Shaohua, Tan Feng. Image segmentation model of plant lesion based on genetic algorithm and fuzzy neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(12):163~167. (in Chinese)
- 12 黄林,贺鹏,王经民. 基于概率神经网络和分形的植物叶片机器识别研究[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2008,36(9):212~218.  
Huang Lin, He Peng, Wang Jingmin. Leaf recognition for plant based on probabilistic neural networks and fractal[J]. Journal of Northwest A&F University: Nat. Sci. Ed., 2008, 36(9):212~218. (in Chinese)
- 13 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社,2002:378~380.
- 14 张德丰. MATLAB 小波分析[M]. 北京:机械工业出版社,2009:158~160.
- 15 Lid Q, Pedrycz W, Pizzin J. Fuzzy wavelet packet based feature extraction method and its application to biomedical signal classification [J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2005, 52(6):1 132~1 139.
- 16 王佩丽,彭敏放,杨易旻. 应用模糊最优小波包和 LS-SVM 的模拟电路诊断[J]. 仪器仪表学报,2010,31(6):1 282~1 288.  
Wang Peili, Peng Minfang, Yang Yimin. Analog circuit diagnosis using fuzzy-rule based optimal wavelet packet and LS-SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(6):1 282~1 288. (in Chinese)
- 17 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009:259~277.
- 18 袁寿其,黄萍,骆寅,等. 基于小波包分解的离心泵关死点流动状态[J]. 排灌机械工程学报,2011,29(4):282~286.  
Yuan Shouqi, Huang Ping, Luo Yin, et al. Flow analysis based on wavelet packet decomposition for centrifugal pumps at shut-off condition[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2011, 29(4):282~286. (in Chinese)