

## 基于物联网与人工神经网络的温室监控方案

杨俊成<sup>1</sup>, 李淑霞<sup>1</sup>, 李亮<sup>2</sup>

(1.河南工业职业技术学院 电子信息工程学院, 河南 南阳 473000; 2.河北师范大学 数学与信息科学学院, 石家庄 050024)



**摘 要:** 为提高观叶植物温室的自动化水平, 根据物联网采集的温室微气候数据与植物图像, 设计了基于人工神经网络预测的温室监控方案。首先, 设计了基于物联网的温室微气候检测系统与植物图像采集系统, 设计了图像处理算法来提取植物的叶区域; 然后, 采用两因素方差方法分析微气候因素与观叶植物叶区域生长速度的关系, 由此确定神经网络的输入量与输出量; 最终, 使用采集的历史微气候数据对神经网络进行训练, 获得神经网络的最优模型参数, 建立微气候因素的预测模型。实验结果表明, 该系统能够准确地预测出温室微气候的变化状态, 使温室微气候满足兰花的最优生长条件。

**关键词:** 物联网; 温室监控; 观叶植物; 图像处理; 人工神经网络; 深度学习  
**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A

## Greenhouse Monitor Approach Based on the Internet of Things and Artificial Neural Network

YANG Jun-cheng<sup>1</sup>, LI Shu-xia<sup>1</sup>, LI Liang<sup>2</sup>

(1. Department of Electronics and Information Engineering, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, China; 2. College of Mathematics and Information Science, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

**Abstract:** In order to improve the automatic level of greenhouse of leaf-viewed plants, a greenhouse monitoring approach based on the artificial neural network is proposed, according to the micro-climate data and plant images acquired through Internet of Things. Firstly, the acquisition systems of greenhouse micro-climate and plant images based on Internet of Things are designed, and an image processing algorithm is designed to abstract the leaf area; then, the two-way ANOVA method are adopted to analyze the relationship between the micro-climate factors and the leaf area growth rate of leaf-view plants, thus the input variables and the output variables are determined; lastly, the historical micro-climate data is used to train the artificial neural network to get the optimal model parameters of artificial neural network, and the prediction model of micro-climate factors are constructed. The experimental results show that the proposed prediction model can predict the micro-climate variation of greenhouse, and make the micro-climate of greenhouse to satisfy the optimal growth conditions of orchids.

**Key words:** Internet of things; greenhouse monitoring; leaf-viewed plants; image processing; artificial neural network; deep learning

### 1 引 言

观叶植物是以观赏叶片为主的植物, 植物叶片的颜色、形状、质地决定其观赏价值的高低, 观叶植物具有一定的耐阴性, 并且适宜在室内环境下栽培、陈设和观赏<sup>[1]</sup>。目前的观叶植物培养主要通过

人工监控与管理, 需要耗费极大的人力与物力, 因此, 提高观叶类植物培养的自动化水平是当前亟待解决的问题<sup>[2,3]</sup>。许多研究人员针对温室植物设计了自动化监控方案, 这类方案大多通过物联网技术<sup>[4]</sup>、

收稿日期: 2018-08-22; 修回日期: 2018-10-20

基金项目: 河南省高等学校青年骨干教师培养计划基金项目(2018GGJS230); 全国高等院校计算机基础教育研究会纵向课题(2016GHB02003); 河南工业职业技术学院青年骨干教师培养计划

作者简介: 杨俊成(1982-), 男, 河南南阳人, 硕士, 副教授, 主要从事计算机应用技术、人工智能等方面的教学与科研工作; 李淑霞(1982-), 女, 河南周口人, 硕士, 讲师, 主要从事智能规划与规划识别、移动互联网等方面的教学与科研工作(本文通讯作者); 李亮(1978-), 男, 河北唐县人, 研究生, 讲师, 主要从事嵌入式系统和智能信息处理等方面的教学与科研工作。

图像处理技术<sup>[5]</sup>来检测温室内的微气候因素,而难以判断植物的生长状态。

观叶植物的生长状态一般与植物的叶片面积成比例关系,这为观叶植物的自动化培养提供了思路,但是温室中光照不均匀,并且难以准确地定位植物叶片,因此需要设计特殊的图像处理方案<sup>[6]</sup>。

蝴蝶兰被誉为“洋兰皇后”,兰花花朵硕大、花色艳丽、色泽丰富、典雅大方并给人以美的享受<sup>[7]</sup>。蝴蝶兰是兰科植物中栽培最广泛、普及度最高的品种之一,深受各国人民喜爱。蝴蝶兰因独具特色、科技含量高、经济效益高而被称为“农业中的IT产业”<sup>[8]</sup>。大力发展蝴蝶兰产业,对于促进地方经济具有重要意义。蝴蝶兰是单茎性气生兰,植株极少发育侧枝,且种子极难萌发,不适于大规模商业种植。与其他观叶植物相比,蝴蝶兰受到自然条件的制约更多,对栽培技术的依赖性更大<sup>[9]</sup>。本文将蝴蝶兰作为研究目标,设计了基于物联网的系统,监控温室的微气候,设计了基于图像处理技术的系统,检测植物的叶区域生长情况,自动地分析温室微气候与植物叶片生长之间的关系。温室的微气候具有

非线性性、温室内温湿度强耦合性、大延迟、滞后性等复杂特点,因此,对温室微气候的预测是温室自动调控系统的关键,本文设计了基于人工神经网络的温室内微气候预测方案。

## 2 系统总体架构

### 2.1 基于 IoT 的环境监控系统

本文的观叶植物温室监控系统的结构,如图1所示。主要由3个模块组成,分别为:基于物联网的微气候监控模块、基于物联网的图像处理模块、后端服务器分析平台。微气候监控模块采集温室内的微气候数据,图像处理模块拍摄兰花的图像。微气候监控模块由若干无线传感器与网关组成,传感器采集微气候数据,通过ZigBee协议将数据上报至网关,网关通过WiFi将数据传输至后端服务器。图像处理模块由嵌入式开发板与摄像头组成,摄像头拍摄兰花图像,嵌入式开发板通过文件传输协议将图像文件传输至后端服务器。传感节点采集的数据与拍摄的图像均保存于服务器中,服务器端运行图像处理算法估计兰花的叶片区域。

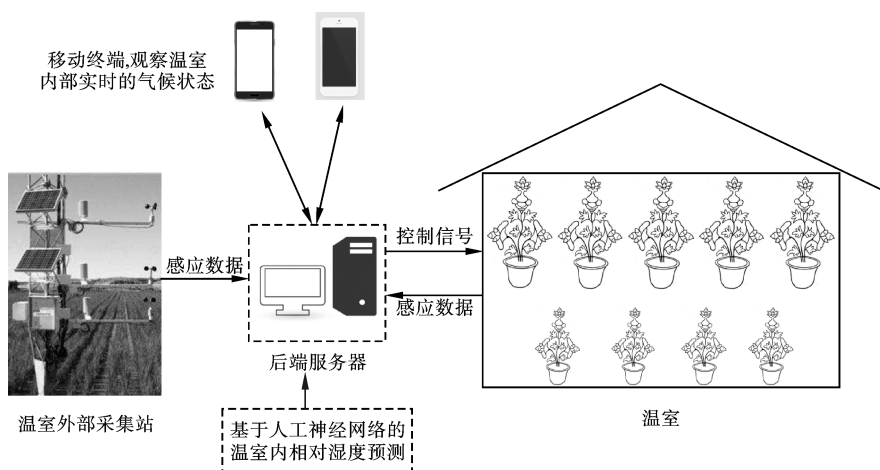


图1 观叶植物温室监控系统的总体结构

Fig. 1 The overall structure of the monitoring system of leaf-viewed plants

无线传感器的模块图,如图2(a)所示,传感器由微控制器、ZigBee通信芯片、温度/相对湿度传感器与光照传感器组成。无线传感器的所有供电设备均装备一个保护盒,防止电路暴露于高湿度的环境,在保护盒上贴上透气膜,防止传感器环境封闭导致测量结果不准确。采用MSP430芯片将所有感应数据与命令包组织成服从ZigBee协议的报文格式,通过CC2420芯片发送至网关。

网关由开发板与一个ZigBee发送芯片组成,网关模块图,如图2(b)所示。

网关将接收的感应数据通过WiFi发送至后端服务器,网关负责管理整个无线网络的操作,网关的

操作步骤如下所示:

① 网关广播网络初始化报文,确定网络的无线SN(传感节点)数量,收到初始化报文的SN向网关返回一个ACK报文。网关运行ZigBee协议设置网络中SN数据传输的最优路径,并且为各节点分配时隙,防止数据传输发生冲突。

② 网关的网络管理功能包括自适应路由管理与网络覆盖率控制,网关每隔十分钟将所有感应数据传输至后端服务器。

③ 网关传输完成后,所有网络设备进入休眠状态,等待下一轮的数据采集。服务器将感应数据保存于MySQL数据库中。

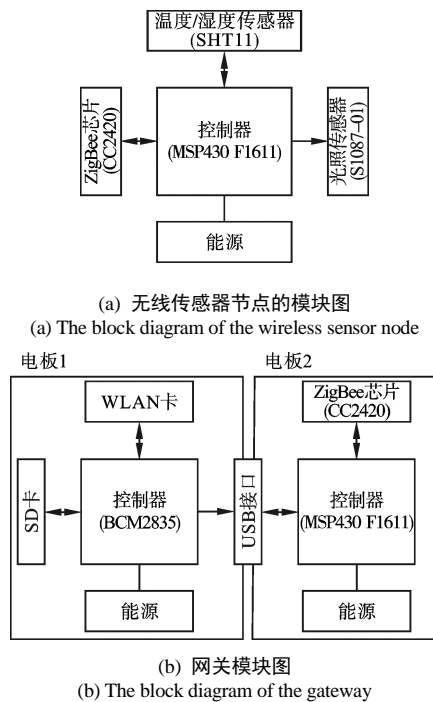


图2 无线传感器节点与网关的模块图

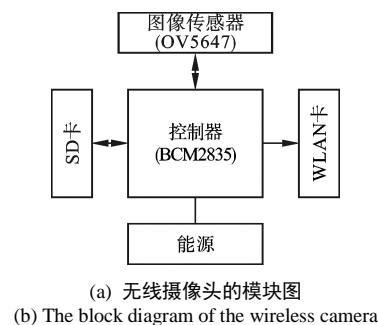
Fig. 2 The block diagrams of the wireless sensor node and gateway

## 2.2 基于物联网的植物图像处理模块

图像处理模块由若干个无线摄像头组成, 每个摄像头模块由5个CMOS图像传感器与一个开发板组成, 无线摄像头模块的模块图, 如图3(a)所示。为无线摄像头安装一个摄像头保护盒, 防止无线摄像头暴露于太阳辐射与湿气下。

每个无线摄像头放置于铝型架子上, 如图3(b)所示, 架子结构为150 cm×140 cm×130 cm, 摄像头与植物的垂直距离为110 cm, 从俯视角度拍摄叶片图像, 提取顶部两个叶片来估计叶片的总区域。温室内光照不均匀会影响叶片区域的识别效果, 因此, 设计了专门的图像处理算法来处理叶片图像, 提高叶片区域估计的准确率。

图像处理模块每隔10 min采集一次植物图像, 将图像文件传输至后端服务器。早晨7点拍摄的植物图像受到光照因素的影响较小, 因此使用每天早晨7点拍摄的图像分析叶区域生长速度与气候参数的关系。



(b) 无线摄像头的分布实物图

(b) The distribution photo of wireless cameras

图3 无线摄像头的模块图与摄像头的分布方式

Fig. 3 The block diagrams and the distribution schema of the wireless cameras

## 2.3 估计植物叶区域的图像处理算法

图像处理算法的流程框图, 如图4所示。

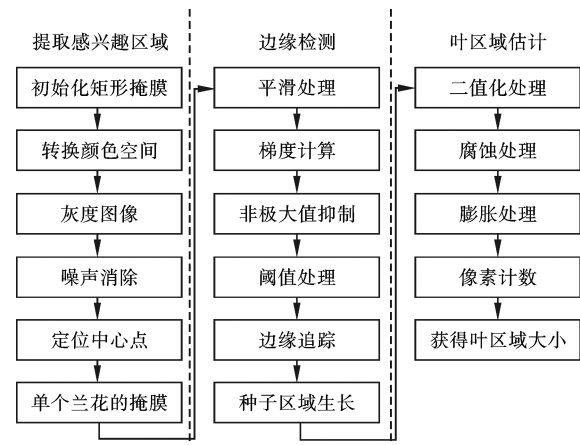


图4 图像处理算法的流程框图

Fig. 4 The flow chart of the image processing algorithm

首先, 选择一个原始图像, 图像中包含多个植物。为了分析单个植物的原图像, 使用矩形掩膜在HSV彩色空间分割出ROI(感兴趣区域), 提取出一棵植物, 使用Canny边缘检测方法<sup>[10]</sup>与SRG(种子区域生长)<sup>[11]</sup>检测植物叶片的边缘。然后, 使用二值化图像处理技术与形态学处理技术从背景与噪声中提取出叶片边缘。最终, 估计出蝶兰的叶区域。

### 2.3.1 ROI(感兴趣区域)选择

选择ROI的目标是提取出单个植物的叶区域, 叶片的ROI选择流程框图, 如图5所示。

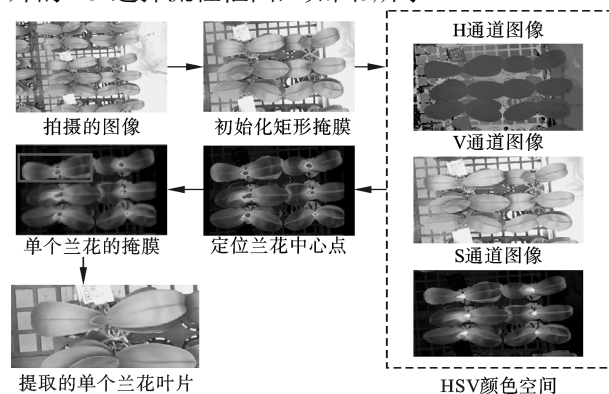


图5 兰花叶片的ROI选择流程框图

Fig. 5 The flow chart of the ROI selection of orchid leaves

首先使用一个矩形掩膜减小目标植物的数量；然后，将原RGB图像变换为HSV颜色空间<sup>[12]</sup>，最小化光照与阴影的效应；在HSV颜色空间中，可通过观察H通道的灰度图像识别出前景叶片。

观察S通道的灰度图像，可发现叶片的中心有一个高饱和度区域，使用该特征定位叶片的中心。首先，采用一个高斯平滑滤波器消除图像的高频噪声，二维高斯分布函数定义为下式：

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中， $\sigma$ 为高斯分布的标准偏差。

定义一个矩形掩膜来获得单个作物区域，本文实验的成熟兰花宽度一般为6~10 cm，长度一般为25~40 cm，因此将掩膜的大小设为12 cm×45 cm。通过以下的程序决定矩形掩膜的位置：首先，在S通道图像中定位每个兰花的中心，然后以该中心点为基准绘制12 cm×45 cm的矩形掩膜。

### 2.3.2 兰花叶片的边缘检测

使用Canny边缘检测算法处理V通道的灰度图像，检测叶区域的边缘。边缘检测算法共有5个步骤：图像平滑处理、图像梯度计算、非极大值抑制、阈值处理、边缘追踪。

真实图像难免存在噪声，采用高斯平滑滤波器降低V通道的潜在噪声。高斯平滑滤波器的核函数标准偏差设为1.4，如下式定义：

$$K = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

灰度图像的梯度计算一般用于边缘检测，采用一阶推导方法计算图像的灰度。Robert交叉算子<sup>[13]</sup>对于兰花叶片的边缘检测表现出最好的敏感性，使用Robert算子的卷积核函数计算每个像素的梯度：

$$K_{GX} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$K_{GY} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

卷积计算的 $K_{GX}$ 与 $K_{GY}$ 分别是x与y轴的核函数，通过一个马氏距离可计算每个像素的梯度幅值，如下式定义：

$$|G| = |G_x| + |G_y| \quad (5)$$

式中， $G_x$ 与 $G_y$ 为x-y平面的梯度。

梯度的方向计算为下式：

$$\theta = \arctan \left( \frac{|G_y|}{|G_x|} \right) \quad (6)$$

使用非极大值抑制方法对图像的模糊部分进行锐化处理，将梯度图像中的最大值标记为边缘。然后，使用双阈值方法，保留高于高阈值的强边缘，删除低于低阈值的弱边缘，将高、低阈值之间的边缘进行弱化处理。

采用SRG(区域种子生长)确定叶片的区域。S通道中叶片的中心是饱和度最高的像素，将饱和度最高的像素作为种子，分为n个集合。将种子集合表示为 $A_n$ ，SRG的每步将一个像素连接到一个 $A_n$ 。将所有未分配的像素考虑为一个集合T，T可定义为下式：

$$T = \{x \notin \bigcup_{i=1}^n A_i \mid N(x) \cap \bigcup_{i=1}^n A_i \neq \emptyset\} \quad (7)$$

式中， $N(x)$ 为像素x的8个相邻像素，如果x是集合T的一个元素，那么 $N(x)$ 连接一个 $A_i$ 。 $i(x) \in \{1, 2, \dots, n\}$ 可定义为下式：

$$N(x) \cap A_{i(x)} \neq \emptyset \quad (8)$$

将 $\delta(x)$ 定义为x与它连接区域的差异程度， $\delta(x)$ 定义为下式：

$$\delta(x) = \left| g(x) - \text{mean}_{y \in A_{i(x)}} [g(y)] \right| \quad (9)$$

式中， $g(x)$ 为H通道中x的灰度值。

对 $\delta(x)$ 进行最小化处理，将 $z \in T$ 定义为下式：

$$\delta(z) = \min_{x \in T} \{\delta(x)\} \quad (10)$$

将z扩展至 $A_i(z)$ ，重复该处理直至像素数量达到Canny边缘检测获得的边缘。使用SRG获得的兰花叶片边缘，如图6所示。

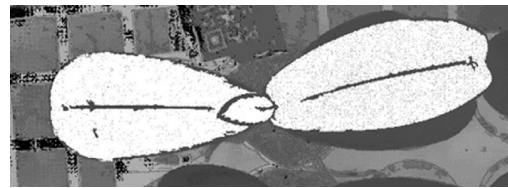


图6 使用SRG获得的兰花叶片边缘

Fig. 6 The obtained edge of an orchid leave by SRG

### 2.4 兰花叶片区域估计

叶区域的估计算法流程图如图7所示。在SRG处理之后，二值化处理能够有效地将目标从背景与噪声分离出来，但叶片二值图像中仍然存在叶脉等杂点，估计叶区域时会将他们考虑为噪声，因此采用形态学腐蚀膨胀处理来提高估计准确率。首先对二值图像进行腐蚀处理，使用合适的结构元素来消除非必要的元素，然后使用结构元素膨胀方法将元素还原为二值图像，腐蚀、膨胀的处理过程，如图7所示。

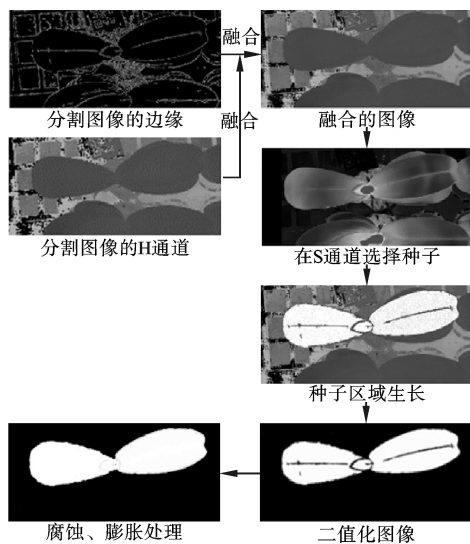


图7 叶区域的估计算法流程图

Fig. 7 The flow chart of the estimation algorithm for the leaf region

本文的结构元素表示为下式:

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

### 3 基于人工神经网络的相对湿度预测方案

#### 3.1 ANN(人工神经网络)模型的结构与配置

根据温室监控数据的分析结果(见4.2小节), 空气相对湿度对于兰花生长速度具有重要的影响, 因此调节温室内相对湿度是培养兰花的关键因素。温室的微气候具有非线性、室内温湿度具有强耦合性、大延迟、滞后性等复杂特点, 因此预测温室的相对湿度变化是兰花温室自动控制系统的关键。ANN能够描述复杂的非线性系统, ANN的学习能力极强, 因此, 将人工神经网络用于温室内相对湿度的预测问题。

将5个变化的气候参数作为神经元的输入信号, 将突触输入与突触权重相乘再求和, 最终, 使用一个阈值函数对结果进行处理, 阈值函数可以是线性或非线性的函数。神经元的结构图, 如图8所示。

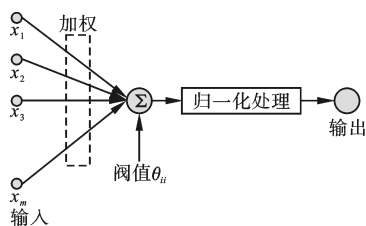


图8 人工神经网络的拓扑结构

Fig. 8 The topological structure of artificial neural networks

图中 $x_1, x_2, \dots, x_m$ 表示神经元的输入量, 假设 $w_1, w_2, \dots, w_m$ 分别是输入量对应的权重,  $\theta$ 表示阈值,  $y$

表示输出。输入到输出的关系可表示为下式:

$$y(x) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta\right) = f(W^T X + \theta) \quad (12)$$

式中,  $W$ 为突触权重的向量;  $X$ 为输入向量;  $\theta$ 为一个常量, 称为偏移;  $f$ 为激活函数;  $T$ 为转置算子;  $y(x)$ 为神经元的输出。激活函数采用sigmoid函数<sup>[14]</sup>, sigmoid函数的形式如下:

$$f(x) = 1/(1+e^{-x}) \quad (13)$$

采用基于后向传播<sup>[15]</sup>的学习方法训练ANN, 该学习方法需要一个训练模式的集合及其对应的期望输出, 还需要自动调节神经元之间的连接权重, 该权重值由学习规则决定, 是训练数据集唯一的先验信息。为了计算人工神经网络的参数, 后向传播学习算法需要通过一个迭代处理来实现人工神经网络的学习, 标准的后向传播学习算法的收敛速度较慢, 所以, 减少后向传播学习算法的迭代次数与提高神经网络学习速度是当前的研究重点, 当前高效率的快速后向传播算法主要有共轭梯度法、变化指标法与Levenberg-Marquardt算法, 本模型采用Levenberg-Marquardt算法<sup>[16]</sup>。

神经网络模型由3个因素决定: ① 网络的拓扑结构; ② 神经元的属性; ③ 训练算法。人工神经网络分为3层: 输入层共有5个节点、隐藏层包含数量不定的隐藏节点、输出层为一个输出节点。本文ANN的输入变量为: 室外气温( $T_o$ ), 室外相对湿度( $R_{ho}$ ), 太阳辐射( $S_r$ ), 室外风速( $W_s$ ), 室内气温( $T_i$ ); 输出变量为室内相对湿度( $R_{hi}$ ), 如图9所示。

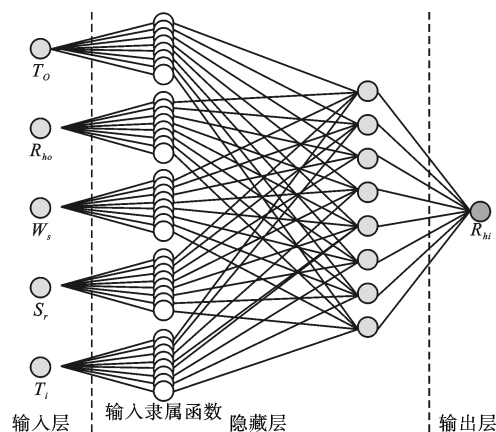


图9 本系统的人工神经网络结构三层结构

Fig. 9 The hierarchical structure of the proposed artificial neural networks

如果神经元初始化权重过大, 那么大多数神经元将会饱和, 为了防止神经元饱和, 首先对数据进行归一化处理。归一化方法如下式:

$$X_{\text{norm}} = (X_r - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (14)$$

式中,  $X_{\text{norm}}$ 为变量的归一化值;  $X_r$ 为参数的实际值;

$X_{\max}$ 与 $X_{\min}$ 分别为 $X_i$ 的最大值与最小值。

### 3.2 基于人工神经网络的相对湿度预测算法

使用平均绝对误差指标评估ANN模型预测的准确率,并且比较不同模型结构的性能。基于人工神经网络的预测算法步骤为:

① 确定预测模型的输入-输出变量。

② 采集一组数据( $B$ )用于描述输入与输出变量的关系。

③ 将数据集( $B$ )分为两个子集:训练集( $B_1$ )与测试集( $B_2$ )。数据集的70 %作为训练集,剩下的30 %作为测试集。

④ 使用ANN模型预测输入-输出的关系。为了找到合适的隐藏节点数量,使用不同的人工神经网络架构与训练参数重复步骤①~④,并且采用sigmoid激活函数<sup>[17]</sup>与不同的隐藏节点数量 $n$ 进行ANN模型的训练。如果在上述步骤完成后并未获得最小的预测误差,则应执行以下的子步骤:

(1) 确定ANN模型的结构参数;

(2) 使用训练集( $B_1$ )训练ANN模型;

(3) 使用测试集( $B_2$ )测试模型;

(4) 对测试数据集与预测结果进行误差分析,评估ANN预测结果的性能。

## 4 实验结果与讨论

### 4.1 温室实验环境

#### 4.1.1 温室实验的总体结构

在温室外设置一个外部气候检测装置,如图1所示,采集的室外气候数据包括:室外气温,室外相对湿度,风速,太阳辐射,气象采集站每隔10 min采集一次气候数据,将所有数据传递至后端服务器。从采集的气候数据中选择一部分数据集进行ANN模型的训练,剩下的数据则作为模型的验证数据。

#### 4.1.2 温室内部的实验环境

基于物联网监控系统的兰花温室位于江苏省淮安市,实验时间从2017年5月29日到8月9日,测试气候参数与兰花叶区域之间的关系。将第3个营养阶段的蝶兰作为测试样本,每个兰花样本均有两个以上的叶片。所有兰花放于温室的架子上,花盆的基质为泥炭藓,兰花的培养液与供水量均充足。温室中共分布24个无线SN、两个网关与48个无线摄像头模块,每隔十分钟将SN采集的数据与摄像头拍摄的图像文件传输至后端服务器。

将160盆兰花放置于4个培养区域,分别为:区域1、区域2、区域3、区域4,4个区域的培养条件不同,分别为:通风良好区域、高温低湿度区域、

高温湿度平衡区域、高湿度区域。每个区域分布12个摄像头拍摄兰花的图像,6个传感器监控温室内的环境参数,包括:温度、相对湿度、光照。

### 4.2 基本性能评估

#### 4.2.1 兰花叶区域估计算法的性能

首先,评估本文叶区域估计算法的性能。采用一个半径12.5 cm的扇形硬纸片作为参考,硬纸片水平放于摄像头正下方110 cm处,分别拍摄20个纸片图像与20个兰花图像(与摄像头距离110 cm),将该纸片的图像与兰花图像进行比较,计算两者像素与空间的比例关系,最终总结出一个像素约为0.15 mm<sup>2</sup>。

然后,选择30个蝶兰图像进行回归分析,检验叶区域估计算法的估计值与观测值之间的差异,结果,如图10所示。

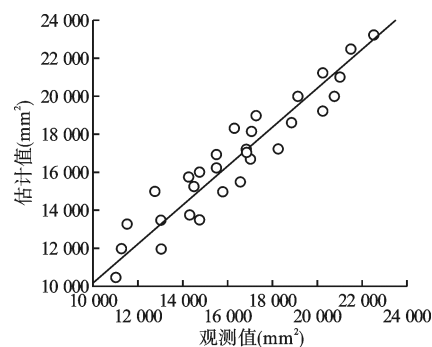


图10 兰花叶区域观测值与估计值的回归分析结果

( $y=1.045x+142.36$ ,  $R^2=0.9214$ , 相关系数: 0.9322)

Fig. 10 The regression analysis results of observed values and estimated values of the orchid leaf region ( $y=1.045x+142.36$ ,  $R^2=0.9214$ , correlation coefficient: 0.9322)

图中  $y=1.045x+142.36$ ,  $R^2=0.9214$ , 相关系数为0.9322, 结果显示本文的叶区域估计算法能够较为准确地估计兰花的叶区域。

#### 4.2.2 微气候条件对兰花叶区域的影响

使用叶区域估计算法估计四个区域的日均叶区域平均生长速度,分别为  $80.13 \pm 21.25$ ,  $74.89 \pm 17.11$ ,  $74.33 \pm 20.14$ ,  $59.31 \pm 25.88$ (mm<sup>2</sup>/天)。4个区域的微气候参数与日均生长速度的关系,见表1。

表1 4个区域的微气候因子与日均生长速度的关系  
Tab. 1 The relationship between the micro-climate factors and daily average growth rate for 4 regions

区域	温度(°C)	相对湿度 (%RH)	光照度 (log lx)	平均叶区域生长 (mm <sup>2</sup> /天)
1	28.83±2.58	71.81±8.88	2.84±0.45	80.13±21.25
2	30.57±3.45	71.43±11.04	2.86±0.45	74.89±17.11
3	30.01±3.18	72.17±10.06	2.80±0.48	74.33±20.14
4	28.59±2.76	79.95±9.13	2.78±0.49	59.31±25.88

为了分析叶区域生长速度与微气候因子的关系,通过两因素方差分析研究温度、相对湿度对于叶区域平均生长速度的影响。文献<sup>[17]</sup>研究表明兰花生长的最优温度范围为26~27(°C),最优相对湿度为60~80(%RH)。在两因素方差分析中将周平均温度(26~30(°C))分类为正常温度,将周平均温度高于30(°C)分类为异常;将周平均湿度(65~75(%RH))分类为正常湿度,将周平均湿度高于75(%RH)分类为异常。两因素方差分析研究温度、相对湿度对于叶区域平均生长速度的影响,见表2。

表2 温度、相对湿度对于叶区域平均生长速度的影响  
Tab. 2 The influence on leaf region average growth rate by temperature and relative humidity

气候因素	均方差	F-value	P-value
温度	192.32	0.21	0.44
相对湿度	17213.21	19.66	$4.7 \times 10^{-5}$
温度+湿度	0.967	$1.6 \times 10^{-3}$	0.985

从表中可看出,相对湿度对于蝶兰叶片生长的影响具有统计显著性,但是温度对兰花生长没有明显的影响,并且温度与相对湿度的互作用对兰花生长也没有明显的影响。

### 4.3 ANN 的预测性能评估

#### 4.3.1 预测准确率指标

采用决定系数( $R^2$ )、平均绝对误差(MAPE)与标准误差(SEP)度量预测结果的准确率<sup>[18]</sup>。平均绝对误差评估了模型预测结果的总方差,MAPE定义为下式<sup>[19]</sup>:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - y'_i|}{y'_i} \times 100 \quad (15)$$

决定系数( $R^2$ )<sup>[20]</sup>与标准误差(SEP)的计算方法分别为式(14)和式(15)。 $R^2$ 越接近1表示两个数据集匹配度越高,SEP越接近0则表示两个数据集匹配度越高。

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SSTO} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (16)$$

式中,SSE为预测值与观察值之间的关系度量,SSTO为平均观察值的变化。SEP定义为下式<sup>[21]</sup>:

$$SEP = \frac{100}{y_i} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{N}} \quad (17)$$

式中, $N$ 为用于估计的数据集总数量; $y_i$ 为相对湿度的观察值; $y'_i$ 为相对湿度的预测值; $\bar{y}_i$ 为预测输出集的平均值。

#### 4.3.2 ANN模型选择

对几个不同参数的ANN模型进行测试与分析,将夏季数据作为研究目标。每隔10 min采集一次数

据,因此每天包含144个数据样本。使用决定系数( $R^2$ )、标准误差与平均绝对误差来评估ANN模型的预测性能,选出最优的模型。不同ANN模型对于夏季数据集的预测结果,见表3。

表3 ANN模型对于实验数据集的预测结果  
Tab. 3 The prediction results of ANN models experiments

模型结构	$R^2$	MAPE	SEP
5,5,1	0.9406	0.2403	3.51 %
5,4,1	0.9549	0.2284	2.98 %
5,3,1	0.9459	0.2317	3.25 %
5,2,1	0.9511	0.2291	3.17 %

表3中ANN模型(5,4,1)优于其他的ANN模型,因此选择ANN(5,4,1)模型作为后续的实验模型。

#### 4.3.3 ANN模型的相对湿度预测结果与分析

将2017年6月29日凌晨开始的20天相对湿度作为ANN模型的测试数据集,ANN(5,4,1)模型估计的相对湿度与真实相对湿度的曲线图,如图11所示。

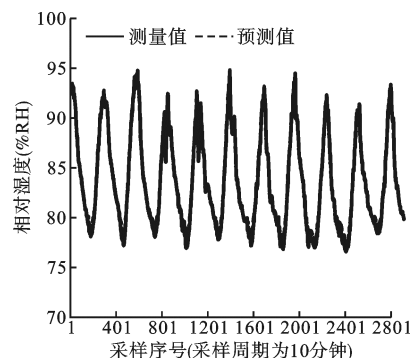


图11 夏季数据集的估计湿度与真实湿度的曲线图

Fig. 11 Curves of estimated humidity and real humidity for summer dataset

图中可看出,ANN模型(5,4,1)能够较为精确地拟合温室内实际的相对湿度曲线。

为了定量地评估ANN模型的预测准确率,采用决定系数( $R^2$ )、平均绝对误差(MAPE)与标准误差(SEP)度量预测结果的准确率,平均的性能指标结果,如图12所示。

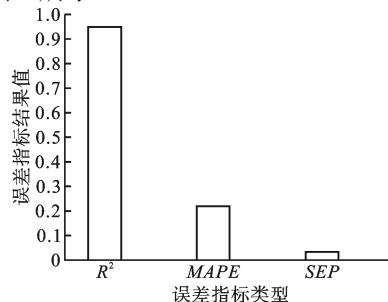


图12 ANN模型(5,4,1)预测误差结果的柱状图

Fig. 12 The histogram of prediction error results of the ANN model (5,4,1)

图中可看出,ANN模型(5,4,1)的 $R^2$ 指标接近1,

*MAPE*与*SEP*指标均较近0, ANN模型获得了较高的预测准确率。

## 5 结 论

本文通过物联网技术与图像处理技术分析了气候因素对蝶兰生长速度的影响, 最终发现相对湿度对兰花叶区域生长速度具有显著的影响, 湿度过高的气候导致兰花的生长速度减慢, 主要原因是在高湿度环境下, 兰花的气孔开合受到影响, 导致水和养分难以从兰花根部传输到叶片, 从而影响了兰花叶片的生长。此外, 高湿度环境导致蝶兰叶片的二氧化碳的吸收量降低, 导致兰花生长速度减慢。

预测温室内相对湿度值是兰花温室自动化控制的前提, 本文提供了一个基于人工神经网络的预测方案, 该方案能够较为准确地拟合出温室的相对湿度曲线, 并且具有较高的预测精度。虽然本文以蝶兰为试验材料, 但是本文的方案与系统能够适用于各种观叶类植物的温室, 本文能够为其他观叶类植物温室的自动化控制提供启发与参考。

## 参考文献(References)

- [1] 张殷波, 杜昊东, 金效华, 等. 中国野生兰科植物物种多样性与地理分布[J]. 科学通报, 2015, 60(2): 179-188.  
Zhang Y B, Du H D, Jin X H, et al. Species Diversity and Geographic Distribution of Wild Orchidaceae in China[J]. Chinese Science Bulletin, 2015, 60(2): 179-188.
- [2] 张慧君, 陈劲枫. 植物组织培养生理机制的研究进展[J]. 江苏农业科学, 2015, 43(3): 33-35.  
Zhang H J, Chen J F. Research Progress on Physiological Mechanism of Plant Tissue Culture[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2015, 43(3): 33-35.
- [3] 彭晓放, 陈德强, 王东伟, 等. 菊花滑刃线虫的培养条件和繁殖特性[J]. 华中农业大学学报, 2015, 34(5): 48-51.  
Peng X F, Chen D Q, Wang D W, et al. Culture Conditions and Reproductive Characteristics of *Aphelenchoides Ritzemabosi* on *Callus*[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2015, 34(5): 48-51.
- [4] 秦琳琳, 陆林箭, 石春, 等. 基于物联网的温室智能监控系统设计[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 261-267.  
Qin L L, Lu L J, Shi C, et al. Implementation of IOT-based Greenhouse Intelligent Monitoring System[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 261-267.
- [5] 刘文慧, 王喆. 基于云计算的温室视频监控系统设计与实现[J]. 电子技术应用, 2015, 41(6): 139-142.  
Liu W H, Wang Z. Design and Implementation of Green House Video Monitoring System Based on Cloud Computing[J]. Application of Electronic Technique, 2015, 41(6): 139-142.
- [6] 王丽君, 淮永建, 彭月橙. 基于叶片图像多特征融合的观叶植物种类识别[J]. 北京林业大学学报, 2015, 37(1): 55-61.  
Wang L J, Huai Y J, Peng Y C. Method of Identification of Foliage from Plants Based on Extraction of Multiple Features of Leaf Images[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2015, 37(1): 55-61.
- [7] 何荆洲, 黄昌艳, 邓杰玲, 等. 蝴蝶兰花径与其他重要数量性状的相关及通径分析[J]. 西南农业学报, 2016, 29(8): 1967-1972.  
He J Z, Huang C Y, Deng J L, et al. Correlation and Path Analysis of Flower Diameter with Other Quantitative Characters in *Phalaenopsis*[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2016, 29(8): 1967-1972.
- [8] 任桂萍, 王小菁, 朱根发. 不同光质的LED对蝴蝶兰组织培养增殖及生根的影响[J]. 植物学报, 2016, 51(1): 81-88.  
Ren G P, Wang X J, Zhu G F. Effect of LED in Different Light Qualities on Growth of *Phalaenopsis* Plantlets[J]. Bulletin of Botany, 2016, 51(1): 81-88.
- [9] 陈和明, 吕复兵, 李佐, 等. 蝴蝶兰品质性状综合评价体系的构建[J]. 中国农业大学学报, 2017, 22(8): 83-94.  
Chen H M, Lv F B, Li Z, et al. Establishment of Comprehensive Evaluation System on Quality Traits in *Phalaenopsis*[J]. Journal of China Agricultural University, 2017, 22(8): 83-94.
- [10] Thombare A P, Bagal S B. A Distributed Canny Edge Detector: Comparative Approach[C]. International Conference on Information Processing. IEEE, 2016: 312-316.
- [11] Yeom J, Jung M, Kim Y. Detecting Damaged Building Parts in Earthquake-damaged Areas Using Differential Seeded Region Growing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(4): 985-1005.
- [12] Almazaydeh L, Salah M, Misto M, et al. Speed-limit Signs Detection and Recognition Based on HSV Color Model[J]. Asian Journal of Scientific Research, 2016, 9(4): 219-222.
- [13] 王方超, 张旻, 宫丽美. 改进的Roberts图像边缘检测算法[J]. 探测与控制学报, 2016, 38(2): 88-92.  
Wang F C, Zhang M, Gong L M. Image Edge Detection Algorithm of Roberts Operator[J]. Journal of Detection & Control, 2016, 38(2): 88-92.
- [14] Verma H K, Pal S. Modified Sigmoid Function Based Gray Scale Image Contrast Enhancement Using Particle Swarm Optimization[J]. Journal of the Institution of Engineers, 2016, 97(2): 243-251.
- [15] 郭战军, 牛敏, 许冰, 等. 基于谱回归特征降维与后向传播神经网络的识别方法研究[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(4): 978-984.  
Wu Z J, Niu M, Xu B, et al. Research on Recognition Method Based on Spectral Regression and Back Propagation Neural Network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(4): 978-984.
- [16] Ranganathan A. The Levenberg-marquardt Algorithm[J]. Tutorial on Lm Algorithm, 2013, 11(1): 101-110.
- [17] Teiri H, Pourzamani H, Hajizadeh Y. Phytoremediation of VOCs from Indoor Air by Ornamental Potted Plants: A Pilot Study Using a Palm Species Under the Controlled Environment[J]. Chemosphere, 2018, 197(4): 375-379.
- [18] 王树文, 赵越, 王丽凤, 等. 基于高光谱的寒地水稻叶片氮素含量预测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(20): 187-194.  
Wang S W, Zhao Y, Wang L F, et al. Prediction for Nitrogen Content of Rice Leaves in Cold Region Based on Hyperspectrum[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(20): 187-194.
- [19] Myttenaere A D, Golden B, Grand B L, et al. Mean Absolute Percentage Error for Regression Models[J]. Neurocomputing, 2016, 192(1): 38-48.
- [20] 赵莹莹, 朱晓琛, 李智, 等. 中华小长臂虾(*Palaemonetes sinensis*)体质量与形态指标的相关分析[J]. 沈阳农业大学学报, 2016, 47(6): 681-686.  
Zhao Y Y, Zhu X C, Li Z, et al. Correlation Analysis Between Body Weight and Morphometric Traits of *Palaemonetes Sinensis*[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2016, 47(6): 681-686.
- [21] Peng Y, Lu R. Prediction of Apple Fruit Firmness and Soluble Solids Content Using Characteristics of Multispectral Scattering Images[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 82(2): 142-152.