

# 基于叶片图像的植物识别方法

阚江明,王怡萱,杨晓微,冷萃

北京林业大学工学院,北京 100083

**摘要** 基于计算机的植物自动识别是植物识别分类学的发展趋势,本文提出了一种基于植物叶片图像的植物自动识别方法。该方法在对叶片图像进行亮度校正、中值滤波和阈值分割等预处理后,计算植物叶片的偏心率、圆形性、圆形度指标、方向角、最小矩形宽轴/长轴、最佳椭圆短轴/长轴 6 个形状特征参数和植物叶片的二阶矩、对比度、相关、熵、逆差矩 5 个纹理特征参数,再使用径向基人工神经网络设计了植物自动识别的分类器。通过对 3 种植物的 60 个叶片图像进行实验,仅用植物叶片形状特征进行植物识别的平均正确识别率为 70.83%,利用植物叶片形状特征和纹理特征进行植物自动识别的平均正确识别率为 83.3%,并得到了径向基人工神经网络的参数。实验结果表明,植物叶片图像的纹理特征能够提高植物自动识别的平均正确率,基于植物叶片图像的植物自动识别是切实可行的,研究成果为深入研究植物自动识别分类系统奠定了一定的理论基础。

**关键词** 植物识别;图像预处理;特征计算;RBF 分类器

**中图分类号** TP391.4

**文献标识码** A

**文章编号** 1000-7857(2010)23-0081-05

## Plant Recognition Method Based on Leaf Images

KAN Jiangming, WANG Yixuan, YANG Xiaowei, LENG Cui

College of Engineering, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

**Abstract** This paper proposes a plant automatic recognition method based on the leaf images, to be used in the computer-based automatic recognition system of the plant taxonomy. The color image is first transformed into a grey-level and a binary image in pre-processing including brightness correction, median filter and threshold segmentation. Six relative shape parameters and 5 texture parameters are then calculated, respectively, from the binary image and the grey-level image. The 6 shape parameters are the eccentricity, roundness, roundness index, direction angle, width and length ratio of the smallest rectangle that can cover the leaf, and short and long axes ratio of the best ellipse that can cover the leaf; and the five texture parameters are the second moment, contrast, correlation, entropy, moment deficit. Finally, an automatic recognition classifier based on RBF neural network is designed to determine which type of plant the leaf is from with the image of the leaf being used as a sample. Then, 60 images of leaf from 3 plants are used as samples to test the performance of the automatic recognition classifier. The average correct recognition rate reaches 70.83% when only the 6 shape parameters are used as the input data of the classifier, and it reaches 83.33% when both shape parameters and texture parameters are used as the input data of the classifier. The results show that the texture features can improve the average correct rate, and that the plant automatic recognition based on the leaf images is feasible.

**Keywords** plant recognition; image pre-processing; feature calculation; RBF classifier

### 0 引言

植物的识别与分类对于区分植物种类,探索植物间的亲缘关系,阐明植物系统的进化规律具有重要意义。因此植物分类学是植物科学乃至整个生命科学的基础学科,经过长期

的发展形成了很多种分类方法。数量分类方法一般选择植物一些比较稳定的外观性状即外观特征,通过观察和测量采集关于这些性状的数量描述即原始数据,再对这些性状数据进行聚类分析和主成分分析,以精确确定植物间的亲缘关系并

收稿日期:2010-04-28;修回日期:2010-10-22

基金项目:国家自然科学基金项目(30901164);中央高校基本科研业务费专项资金项目(TD2010-2)

作者简介:阚江明,副教授,研究方向为数字图像处理与计算机视觉,电子信箱:kanjm@bjfu.edu.cn

进行分类;同时,从原性状集合中找到最典型的性状子集合作为分类的主要依据。

进行植物识别时,植物性状的选择一般基于植物的局部,比如叶、花、果、茎、枝的一些特征,而植物叶片是识别植物最直接、有效和简单的方法。在植物学中叶片的形状、颜色和脉络通常可以作为分类依据。通过传统的方法采集标本观察测量获得的数据,工作效率低、工作量大并且数据客观性难以保证。模式识别是在一定量度或观测基础上把待识别模式划分到各自的模式类中去,主要是利用计算机等装置对物体、图像、图形、语音、字形等信息进行自动识别,即用计算机实现人对事物的自动识别能力。随着模式识别在字符识别、语音识别、指纹识别、虹膜识别等方面应用的成熟,目前已逐渐渗透到农林领域。基于叶片图像的植物自动识别主要是从植物叶片图像中获取植物的类别信息,并通过分类器确定植物属于哪一种类型的植物。

20世纪90年代初期,国内外学者用统计学和模糊数学的方法进行植物分类的研究,但植物的一些基本特征还是靠人工进行测量,并没有实现植物的自动识别分类。本研究就是立足于计算机视觉技术,对采集植物叶子图像进行自动处理,提取植物叶片的形态特征(包括叶脉的特征),然后根据植物叶子的形态特征建立植物分类方法,为植物自动识别分类系统的研究提供理论基础。

基于植物叶片的植物自动识别过程如图1所示。在获取了植物的叶片图像后,进行图像预处理、特征参数计算和分类器设计。在图像预处理过程中,先将彩色图像转换为可用的灰度图像,使用亮度校正、中值滤波、阈值分割等方法进行有效处理,再提取各叶片图像的相对形状特征参数和基于灰度共生矩阵的纹理特征参数,并选择径向基函数神经网络作为模式识别的分类器。将以上流程中的各部分合理设计,形成一个自动识别的分类系统,以达到植物自动识别的目的。

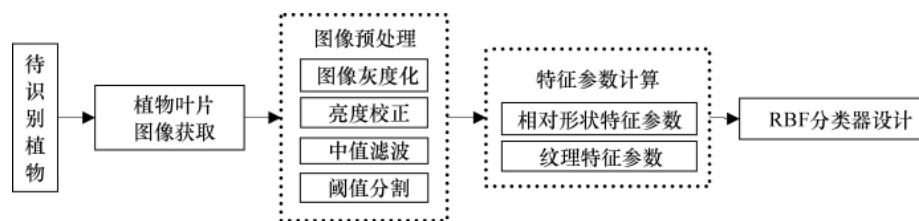


图1 总体流程图

Fig. 1 Overall flow chart

## 1 图像预处理

在北京林业大学附近选择3种不同科属的阔叶植物,每种植物有20幅叶片图像,共60幅。叶子经扫描后得到彩色图像,经灰度化后成为灰度图像;采用非线性变换进行亮度校正,增加图像灰度的变化范围;用中值滤波滤除灰度图像的随机噪声;对灰度图像进行阈值分割得到二值图像,完成图像的预处理。

### 1.1 图像灰度化

首先采摘树种的叶片,以20片为一组,将20片叶子使用扫描仪进行扫描,为了增加扫描图像的质量,在叶子上面铺一张A4白纸,扫描的设定标准为8位、256色BMP格式的彩色图像。使用Adobe Photoshop软件将图像中叶片的根部去掉,并将图像转换为8位、256色BMP格式的灰度图像。

### 1.2 亮度校正

对比度增强是增强技术中一种比较简单但又十分重要的方法。这种方法是按一定的规则逐点输入图像每一像素的灰度,从而改变动态范围。单纯的线性变换有时无法很好地满足要求,为此本文采用非线性变换。

### 1.3 中值滤波

中值滤波用一个含有奇数点的滑动窗口,将领域中的像素按灰度级排序,取中间值为输出像素。中值滤波的效果取决于两个要素:领域的空间范围和中值计算中涉及的像素数

(当空间范围较大时,一般只用某个稀疏矩阵做计算)。它的优点在于能够在抑制随机噪声的同时不使边缘模糊。

### 1.4 阈值分割

灰度门限法是基于区域的分割方法,即将高于某一灰度的像素划分到一个区域中,低于某灰度的像素划分到另一区域中。Otsu方法是使类间方差最大而推导出的一种能自动确定阈值的方法,具有简单、处理速度快的特点<sup>[1]</sup>。对采集的一片紫荆叶子进行图像预处理,结果如图2所示,其中高于灰度门限的区域为背景,低于灰度门限的为目标(O)。

## 2 叶片图像特征参数计算

### 2.1 相对形状特征参数

通常用于分类的图像特征有很多,比如形状特征、颜色特征、纹理特征等。根据植物分类的相关理论,叶片形状特征是判断叶片所属种类的最重要和最有效的依据。由于周长、面积等绝对值是不可靠的依据,所以采用相对特征值作为分类的依据。首先定义下面的量<sup>[2]</sup>。

1) 质心坐标( $X, Y$ )。其中, $X = \frac{1}{N} \sum x$ ,  $Y = \frac{1}{N} \sum y$ ,  $N$ 为目标图像中像素的总个数, $x$ 为目标图像的横坐标, $y$ 表示目标图像纵坐标。

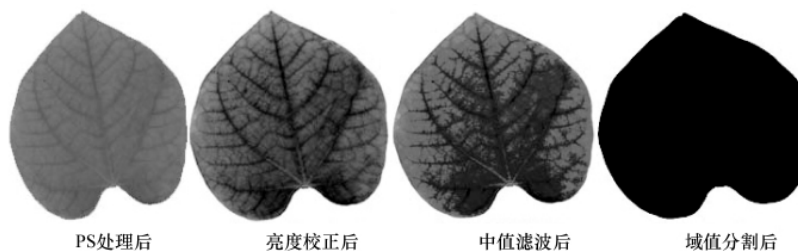


图2 图像处理后的效果图

Fig. 2 Pictures after the image processing

2)  $(p, q)$ 阶中心矩。 $(p, q)$ 阶中心矩为  $u_{p,q} = \sum \sum (x-X)^p \cdot (y-Y)^q$ 。

3) 面积和周长。面积计算方法:整幅图像中的目标像素的个数。周长的计算方法:将每个像素看作是点,则每个点的上、下、左、右的临近点距离为1,斜线方向的距离为 $\sqrt{2}$ 。根据8方向链码计算偶数号链码数为 $N_e$ ,奇数号链码数为 $N_o$ 。周长为 $P = N_e + \sqrt{2} N_o$ 。

相对形状特征参数如下:

1) 偏心率 $= R_{\max} / R_{\min}$ ,其中 $R_{\max}$ 为质心到边界的最大距离, $R_{\min}$ 为质心到边界的最小距离。

2) 圆形性(紧凑性) $= L^2 / 4\pi S$ ,其中 $L$ 为目标图像的周长, $S$ 为目标图像的面积。区域的形状参数与1差异越大,其形状与圆形的差别就越大。

3) 圆形度指标 $= S / (D / \text{Num})^2$ ,其中 $S$ 为目标图像的面积, $\text{Num}$ 为边界的像素点数, $D$ 的定义如式(1)所示。

$$D = \sum_{i=1}^{\text{Num}} \sqrt{(x-X)^2 + (y-Y)^2} \quad (1)$$

4) 方向角,惯量最小的矩的轴的角度为

$$\theta = \frac{1}{2 \arctan[2u_{1,1} / (u_{2,0} - u_{0,2})]} \quad (2)$$

其中 $u_{1,1}, u_{2,0}, u_{0,2}$ 分别为(1,1)阶、(2,0)阶、(0,2)阶中心矩。

5) 外接矩形,能够包围目标并沿其方向最小的矩形,根据式(3)可求出 $\alpha_{\min}, \alpha_{\max}, \beta_{\max}, \beta_{\min}$ 的值。

$$\begin{aligned} \alpha &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ \beta &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\theta$ 为方向角。从而可得外接矩形的长为 $L_b = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ ,宽为 $W_b = \beta_{\max} - \beta_{\min}$ ,即 $L_b W_b / S$ 也是一个相对特征值。

6) 最佳匹配椭圆,能够包围目标图像的最小椭圆,可根据式(4)和式(5)计算得到长半轴 $a$ 和短半轴 $b$ 。

$$a = \left( \frac{4}{\pi} \right)^{\frac{1}{4}} \left[ \frac{I_{\max}^3}{I_{\min}} \right]^{\frac{1}{8}} \quad (4)$$

$$b = \left( \frac{4}{\pi} \right)^{\frac{1}{4}} \left[ \frac{I_{\min}^3}{I_{\max}} \right]^{\frac{1}{8}} \quad (5)$$

其中, $I_{\min} = \sum_{x,y \in 0} [(Y-y) \cos \theta - (X-x) \sin \theta]^2, I_{\max} = \sum_{x,y \in 0} [(Y-y) \sin \theta - (X-x) \cos \theta]^2$ 。则 $a, b$ 即为相对特征值<sup>[3]</sup>。

## 2.2 基于灰度共生矩阵的纹理特征参数

任何图像灰度表面都可以看成三维空间中的一个曲面。在三维空间中,相隔某一距离的两个像素,它们具有相同的灰度级,或者具有不同的灰度级,找出这样两个像素的联合分布的统计形式,对于图像的纹理分析是很有意义的。灰度共生矩阵反映了图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,可作为分析图像基元和排列结构的信息。作为纹理分析的特征量,往往不是直接应用计算的灰度共生矩阵,而是在灰度共生矩阵的基础上再提取纹理特征量,称为二次统计量<sup>[4]</sup>。对共生矩阵,在提取特征之前,要做归一化处理。令 $\hat{P}(i, j) = p(i, j) / R$ ,这里 $R$ 是归一化常数。当取 $\delta=1, \theta=0^\circ$ 时,每一行有 $2(N_x-1)$ 个水平相邻像素对,因此图像总共有 $2N_y(N_x-1)$ 个水平相邻像素对,这时 $R=2N_y(N_x-1)$ 。同样当 $\delta=1, \theta=45^\circ$ 时,图像共有 $2(N_y-1)(N_x-1)$ 个相邻像素对, $R=2(N_y-1)(N_x-1)$ 。当 $\theta=90^\circ$ 和 $135^\circ$ 时,同理可以确定 $R$ 。

1) 灰度共生矩阵,可以根据式(6)计算灰度图像的灰度共生矩阵。

$$P(i, j, \delta, \theta) = \{[(x, y), (x+\Delta x, y+\Delta y)] | f(x, y) = i, f(x+\Delta x, y+\Delta y) = j; x=0, 1, 2, \dots, N_x-1; y=0, 1, 2, \dots, N_y-1\} \quad (6)$$

式中, $i, j=0, 1, 2, \dots, L-1; x, y$ 是图像中的像素坐标, $L$ 为图像的灰度级数, $N_x, N_y$ 分别为图像的行列数。灰度共生矩阵就是从图像 $(x, y)$ 灰度为 $i$ 的像素出发,统计与距离为 $\delta$ 、灰度为 $j$ 的像素 $(x+\Delta x, y+\Delta y)$ 同时出现的概率 $P(i, j, \delta, \theta)$ 。

灰度共生矩阵的纹理阵特征参数如下:①二阶矩(能量)

$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}^2(i, j)$ ,反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗度,因为它是灰度共生矩阵各元素的平方和。 $f_1$ 大时,纹理粗,能量大; $f_1$ 小时,纹理细,能量小;②对比度(惯性矩) $f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \cdot$

$\left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{n=|i-j|}^{L-1} \hat{p}(i, j) \right\}$ ,可理解为图像的清晰度,纹理的沟纹深, $f_2$ 大,效果清晰,反之, $f_2$ 小则沟纹浅,效果模糊;③相关性 $f_3 =$

$\frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij \hat{p}(i, j) - u_1 u_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}$ ,式中, $u_1, u_2, \sigma_1, \sigma_2$ 定义为 $u_i = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j),$

$u_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} \hat{p}(i, j), \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i-u_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j), \sigma_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j-u_2)^2 \cdot$

$\sum_{i=0}^{L-1} \hat{p}(i, j)$ , 相关性用来衡量灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度。例如水平走向纹理, 在  $\theta=0^\circ$  方向上的  $f_3$  大于其他方向上的; ④ 熵  $f_4 = -\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j) \log_2 \hat{p}(i, j)$ , 它反映图像中纹理的复杂程度或非均匀度, 若纹理复杂, 熵具有较大值, 反之, 若图像中灰度均匀, 共生矩阵中元素大小差异大, 熵较小; ⑤ 逆差矩  $f_5 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\hat{p}(i, j)}{1+(i-j)^2}$ , 若希望提取具有旋转不变性的特征, 简单的方法是对  $\theta$  取  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  和  $135^\circ$  的同一特征求平均值和均方差<sup>[9]</sup>。

从采集的一片紫荆叶子的二值图像计算的相对特征参数如表 1 所示, 从其灰度图像得到的灰度共生矩阵特征参数如表 2 所示。

表 1 相对特征参数

Table 1 Relative characteristic parameters

偏心率	圆形性	圆形度指标	方向角/ (°)	最小矩形 $W_j/L_b$	最佳椭圆 $b/a$
1.0002	0.000819	0.595497	33.705175	0.3431113907	0.262646

表 2 灰度共生矩阵特征参数

Table 2 Characteristic parameters of gray level co-occurrence matrix

二阶矩	对比度	相关性	熵	逆差矩
0.386147	0.332478	0.030101	0.030101	2.404781

### 3 RBF 分类器设计

就目前模式识别分类器而言, 自适应 BP 神经网络具有较好的自学习性, 但用于函数逼近时, 权值的调节采用的是负梯度下降法, 这种调节权值的方法具有局限性。而径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络在逼近能力和学习速度等方面都优于 BP 神经网络。径向基网络具有单隐层的三层前向网络, 目前已经证明, 径向基网络能够以任意精度逼近任意连续函数。RBF 神经网络是一种性能良好的前向网络, 具有最佳逼近, 及克服局部极小值问题的性能。另外, 基于 BP 网络的初始权值参数是随机产生的, 而 RBF 网络的有关参数(如: 具有重要性能的隐含层神经元的中心向量的宽度向量)则是根据训练集中的样本模式按照一定规则来确定或者初始化的。这就可能使 RBF 神经网络在训练过程中不易陷入局部极小值的解域中。如果要实现同一个功能, 径向基神经网络的神经元个数可能要比前向 BP 神经网络析神经元个数要多, 但是, 径向基网络所需要的训练时间却比 BP 神经网络少。

#### 3.1 确定参数

1) 确定输入微量  $X$ : 输入向量为  $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  ( $n$  为输

入层单元个数)。

2) 确定输出向量  $Y$  和希望输出向量  $O$ : 输出向量为  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_q]^T$  ( $q$  为输出层单元个数), 希望输出向量为  $O=[o_1, o_2, \dots, o_q]^T$ 。

3) 初始化隐含层至输出层的连接权值:  $W_k=[w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}]^T$  ( $k=1, 2, \dots, q$ ), 初始化隐含层至输出层的连接权初始值为

$$W_{kj} = \min k + j \frac{\max k - \min k}{q+1} \quad (7)$$

式中,  $\min k$  为训练集中第  $k$  个输出神经元所有期望输出的最小值;  $\max k$  为训练集中第  $k$  个输出神经元所有期望输出的最大值。

4) 初始化隐含层各神经元的中心参数  $C_j=[c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$ 。不同隐含层神经元的中心应有不同的取值, 并且与中心的对应宽度能够调节, 使得不同的输入信息特征能被不同的隐含层神经元最大程度地反映出来。RBF 神经网络中心参数的初始值为

$$c_{ji} = \min i + \frac{\max i - \min i}{2p} + (j-1) \frac{\max i - \min i}{p} \quad (j=1, 2, \dots, p) \quad (8)$$

式中,  $\min i$  为训练集中第  $i$  个特征所有输入信息的最小值,  $p$  为隐含层神经元总个数,  $\max i$  为训练集中第  $i$  个特征所有输入信息的最大值。

5) 初始化宽度向量  $D_j=[d_{j1}, d_{j2}, \dots, d_{jn}]^T$ , 其中  $d_{ji}=d_j$ 。

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k^i - c_{ji})^2}, d_j \text{ 为宽度调节系数。}$$

#### 3.2 隐含层输出值计算

隐含层  $j$  个神经元的输出值  $z_j$  为

$$z_j = \exp\left(-\left\| \frac{X - C_j}{D_j} \right\|^2\right) \quad (j=1, 2, \dots, p) \quad (9)$$

式中,  $D_j$  与  $C_j$  对应,  $D_j$  越大, 隐含层对输入向量的响应范围就越大, 且神经元间的平滑度也较好;  $\|\cdot\|$  为欧式范数。

#### 3.3 输出层输出值计算

计算输出层神经元的输出由式(10)计算所得

$$y_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} z_j \quad (k=1, 2, \dots, q) \quad (10)$$

式中,  $w_{kj}$  为输出层第  $k$  个神经元与隐含层第  $j$  个神经元之间的调节权重。

#### 3.4 权重参数的迭代计算

RBF 神经网络权重参数的训练方法本文取为梯度下降法。中心、宽度和调节权重参数均通过学习来自适应调节到最佳值, 它们的迭代计算如式(11)所示。

$$\begin{aligned} w_{kj}(t) &= w_{kj}(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}(t-1)} + a[w_{kj}(t-1) - w_{kj}(t-2)] c_{ji}(t) \\ &= c_{ji}(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial c_{ji}(t-1)} + a[c_{ji}(t-1) - c_{ji}(t-2)] \\ d_{ji}(t) &= d_{ji}(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial d_{ji}(t-1)} + a[d_{ji}(t-1) - d_{ji}(t-2)] \end{aligned} \quad (11)$$

式中,  $w_{kj}(t)$  为第  $k$  个输出神经元与第  $j$  个隐层神经元之间在

第  $t$  次迭代计算时的调节权重;  $c_{ji}(t)$  为第  $j$  个隐层神经元对应于第  $i$  个输入神经元在第  $t$  次迭代计算时的中心分量;  $d_{ji}(t)$  为与中心  $c_{ji}(t)$  对应的宽度;  $\eta$  为学习因子;  $E$  为 RBF 神经网络评价函数, 由式(12)给出:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^q (y_{lk} - o_{lk})^2 \quad (12)$$

式中,  $o_{lk}$  为第  $k$  个输出神经元在第  $l$  个输入样本时的期望输出值;  $y_{lk}$  为第  $k$  个输出神经元在第  $l$  个输入样本时的网络输出值<sup>[6]</sup>。

经过反复测试, 最终确定径向基函数的相关参数取值为: 分布密度 Spread 值为 2 (默认值为 1)。均方误差 Goal 值为 0.0000001 (默认值为 0)。最大神经元数默认为训练样本的数, 由  $MN = \text{size}(PN1, 2)$  得出; 显示间隔 DF 取值 1 (默认为 25)。

#### 4 结果分析

本研究选用华东椴、加杨、紫荆植物叶片测试 RBF 神经

网络的性能, 在每类叶片的 20 个样本中随机选取训练样本和测试样本。实验所用计算机的 CPU 处理器为 P4 2.0G 主频, 硬盘 80GB, 内存 512MB。

在对叶片图像进行相关预处理后, 计算偏心率、圆形性、圆形度指标、方向角、最小矩形宽/长、最佳椭圆短轴/长轴 6 个形状特征参数和二阶矩、对比度、相关、熵、逆差矩 5 个纹理特征参数, 再使用径向基神经网络设计植物自动识别的分类器, 提取的 11 个特征参数经过训练后的权值、阈值如表 3 所示。通过对 3 种植物的 60 幅叶片图像进行了实验, 仅用植物叶片形状特征进行植物识别的平均正确识别率为 70.83%, 利用植物叶片形状特征和纹理特征进行植物自动识别的平均正确识别率为 83.3%。

实验结果表明, 植物叶片图像的纹理特征能够提高植物自动识别的平均正确率, 基于植物叶片图像的自动识别是切实可行的, 研究成果对深入研究植物自动识别分类系统奠定了一定的理论基础。

表 3 RBF 网络训练后的权值、阈值

Table 3 Weights and threshold values after the training of RBF neural network

权值					阈值			
-0.4408	0.5819	-0.2174	-0.7657	1.0000	-0.0918	0.5398	0.4331	0.4163
-0.6425	-0.6877	0.3102	-1.0000	0.5173	-0.0444	0.9544	0.2702	0.2992
-0.7968	-0.0908	-0.3703	0.1449	0.5576	-0.2801	-0.3854	0.1070	
-0.1064	0.0255	-0.7315	0.2148	0.4958	-0.0292	-0.4378	0.4288	
-0.5451	0.1541	0.4469	0.0899	0.4958	0.3414	0.4958	-0.4876	
-0.5613	-0.3215	-0.0772	0.0581	-0.6101	-0.4702	0.4113	0.4364	
-0.5769	0.1479	0.0881	-0.5036					

#### 5 结论

基于计算机的植物自动识别是植物识别分类学的发展趋势, 本文给出了一种基于植物叶片图像的植物自动识别方法。该方法先对植物叶片图像进行预处理, 然后计算植物叶片的偏心率、圆形性、圆形度指标、方向角、最小矩形宽/长、最佳椭圆短轴/长轴 6 个形状特征参数和二阶矩、对比度、相关、熵、逆差矩 5 个基于灰度共生矩阵的纹理特征参数, 最后使用径向基神经网络设计植物自动识别的分类器, 完成植物自动识别。通过对华东椴、加杨、紫荆的 60 幅叶片图像进行实验, 仅用植物叶片形状特征进行植物识别的平均正确识别率为 70.83%, 利用植物叶片形状特征和纹理特征相结合的方式, 植物自动识别的平均正确识别率达到 83.3%。实验结果表明, 植物叶片图像的纹理特征能够提高植物自动识别的平均正确率, 基于植物叶片图像的自动识别是切实可行的, 研究成果为深入研究植物自动识别分类系统奠定了一定的理论基础。

#### 参考文献 (References)

[1] 王爱铃, 叶明生, 邓秋香. MATLAB R2007 图像处理技术与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

Wang Ailing, Ye Mingsheng, Deng Qiuxiang. MATLAB R2007 image processing technology and application [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2008.

[2] 杨淑莹. VC++ 图像处理程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 北京交通大学出版社, 2005.

Yang Yuying. VC++ image processing programming [M]. Beijing: Tsinghua University Press, Beijing Jiaotong University Press, 2005.

[3] 侯铜, 姚立红, 阚江明. 基于叶片外形特征的植物识别研究[J]. 湖南农业科学, 2009(4): 123-125, 129.

Hou Tong, Yao Lihong, Kan Jiangming. *Hunan Agricultural Science*, 2009(4): 123-125, 129.

[4] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.

Jia Yonghong. Digital image processing [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2003.

[5] 贾永红, 崔卫红, 余卉. 数字图像处理实习教程[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2007.

Jia Yonghong, Cui Weihong, Yu Hui. Digital image processing practical tutorial[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2007.

[6] 杨淑莹. 模式识别与智能计算: Matlab 技术实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

Yang Shuying. Pattern recognition and intelligent computing: Matlab technology[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2008.

(责任编辑 岳臣)