

植物叶形状与纹理特征提取研究

陈寅, 周平

(浙江理工大学信息学院, 杭州 310018)

摘要: 对于植物叶的分类介绍了一种基于叶片图像的形状与纹理特征提取的方法。该方法首先对叶片图像进行预处理提取出叶片轮廓,得到形状与纹理特征参数,然后对形状参数分析进行粗分类,最后对于形状相似叶片利用BP神经网络进行分类。实验对20种叶片进行分类,平均识别率达到了92%。

关键词: 叶片图像; 图像预处理; 特征参数; BP神经网络

中图分类号: TP319 **文献标志码:** A

0 引言

对植物进行保护,最重要的一步就是对其进行分类研究。由于地球上植物种类繁多,数量庞大,给植物的进一步研究带来了困难^[1]。随着计算机科学技术的发展,可以对获取的叶片图像通过计算机图像处理技术加以分类识别^[2]。

对于植物的分类来说,叶片、果实、花都可以作为一种分类的依据^[3],但通过叶片来进行分类是比较直接有效的,对温度,季节的变化不是很敏感同时也较容易获取。Neto J C等^[4]利用椭圆傅里叶变换描述子和判别式分析法对4类植物叶片进行了分类,对不同生长周下的分类情况进行对比,但对于复杂背景下的叶片识别有待改进。王路等^[5]使用2D不变矩、多尺度Gabor滤波器等多种方法提取了叶片的叶形和叶脉特征参数,最后采用学习矢量量化神经网络进行分类。祁享年等^[6]计算叶片的面积、周长等从而得到叶片的大小和形状特征,进而实现分类。傅弘等^[7]对植物叶脉的提取进行了研究,利用边缘梯度、领域统计等参数描述像素领域特征作为神经网络的输入层进行训练学习提取出植物叶片的叶脉。一般都是提取出叶片的特征进行机器的学习实现分类,而笔者通过对叶片进行粗分类,把特征

明显的先分类出去,然后再对形状特征相似的叶片进行神经网络学习,实现叶片分类。

1 图像预处理

实验所用植物叶片数据库^[8]是由中科院合肥智能所智能计算实验室与合肥市植物园共同采集整理并建立的,一共包含220种17 032张植物叶片图像。分类流程如图1所示。先对植物叶片图像进行相应的预处理。

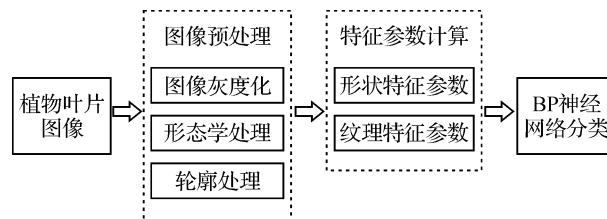


图1 叶片图像分类流程

1.1 图像灰度化

获取的叶片图像是RGB彩色图像,为了消除叶柄对分类结果的影响,人为地去除了植物叶柄。叶片在不同季节颜色会有不同,同一张叶片因光照角度不同颜色也会存在很大的差别,所以对其进行灰度图转换,将彩色图像转换为灰度图像,消除颜色对分类的干扰。由彩色图像转化为灰度图像的公式如下:

$$Y=R \times 0.2989+G \times 0.5870+B \times 0.1141 \quad (1)$$

式(1)中 R, G, B 分别表示红、绿、蓝三个分量, Y 表示灰度值。

1.2 形态学处理

选取的目标叶片图像有的在二值化后存在空洞,会对后面的参数提取产生影响,所以对其进行形态学闭运算处理,消除内部空洞。

1.3 轮廓处理

实验中提取叶片的形状特征,主要是从叶片轮廓入手,在对叶片提取出轮廓的基础上进行计算得到相应的形状参数值。笔者采用轮廓跟踪法^[9]找出轮廓,具体步骤如下。

a) 对于二值叶片图像,从左上角开始,依次扫描像素点,遇到第一个像素值为1的点作为起始点,如果没有找到,循环结束。

b) 以逆时针顺序从当前点右边开始搜索其8个方向上的邻域点,如果该点的像素值为1并且8邻域点有0值像素点,就改该像素值为1的点作为当前点,记录下相应链码值,重复步骤b)直到找到起始点。

c) 对记录的链码值采用8方向弗里曼链码法^[4]进行编码,输出二值叶片图像的轮廓图像(如图2)。

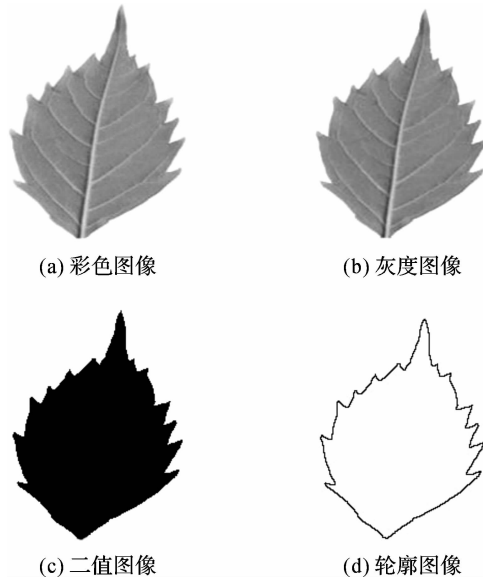


图2 叶片图像的预处理

2 特征提取

叶片经过预处理后,得到了二值叶片图像和叶片轮廓图像,下一步就是对其进行相应的特征提取。主要从叶片的形状和纹理两个方面提取特征,因为存在叶片的面积、周长等绝对特征,在类别比较多时用于分类效果不是特别好,同一类叶片面积可能相差会比较大,不同类叶片之间的面积区别不大等问

题,所以主要考虑相对形状特征描述叶片的形状。通过轮廓图像得到叶片轮廓的最小包围盒、凸包、内外切圆等,并通过它们计算出相应的形状特征参数。

2.1 相对形状特征

$$a) \text{ 纵横轴比} = \frac{\text{长度(最小包围盒)}}{\text{宽度(最小包围盒)}} \quad (2)$$

$$b) \text{ 矩形体} = \frac{\text{叶片面积}}{\text{最小包围盒面积}} \quad (3)$$

$$c) \text{ 面积凹凸比} = \frac{\text{叶片面积}}{\text{凸包面积}} \quad (4)$$

$$d) \text{ 周长凹凸比} = \frac{\text{叶片周长}}{\text{凸包周长}} \quad (5)$$

$$e) \text{ 偏心率} = \frac{\text{叶片长轴}}{\text{叶片短轴}} \quad (6)$$

$$f) \text{ 圆形度} = \frac{4\pi \times \text{叶片面积}}{\text{凸包周长}^2} \quad (7)$$

$$g) \text{ 球形性} = \frac{\text{内切圆半径}}{\text{外切圆半径}} \quad (8)$$

$$h) \text{ 形状参数} = \frac{4\pi \times \text{叶片面积}}{\text{叶片周长}^2} \quad (9)$$

不变矩具有旋转、平移、缩放等不变性,可以作为一个重要的特征来表示物体。笔者使用了 Hu MK^[10]提出的7个不变矩来作为形状的识别方法。如果数字图像 $f(x, y)$ 分段连续且存在有限个点不为零,可以得知它的各阶矩存在。二维灰度图像 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶矩的一般表达式为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots, L \quad (10)$$

中心矩为:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots, L \quad (11)$$

式(11)中 $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$, 归一化中心矩为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma}, \text{ 其中 } \gamma = \frac{p+q}{2}, p+q = 2, 3, \dots, L. \text{ 在此基}$$

础上得到一组来自二阶和三阶矩的7个不变矩:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02},$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2,$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} + \eta_{03})^2,$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2,$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2],$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}^2(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}),$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

2.2 纹理特征

对于纹理特征的提取,笔者主要采用灰度共生矩阵计算得到相应的纹理参数。灰度共生矩阵 $P(i, j, \delta, \theta) = \{; (x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) \} | f(x, y) = i, f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j; x = 0, 1, 2, \dots, N_x - 1; y = 0, 1, 2, \dots, N_y - 1 \}$ $i, j = 0, 1, 2, \dots, L - 1; x, y$ 表示像素坐标, L 为灰度级数, N_x, N_y 分别表示图像行列数。灰度共生矩阵表示对于图像 (x, y) , 从灰度为 i 的像素开始统计距离为 δ , 灰度为 j 的像素 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 同时出现的概率值 $P(i, j, \delta, \theta)$ 。

a) 能量(二阶矩) $f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}^2(i, j)$ (12)

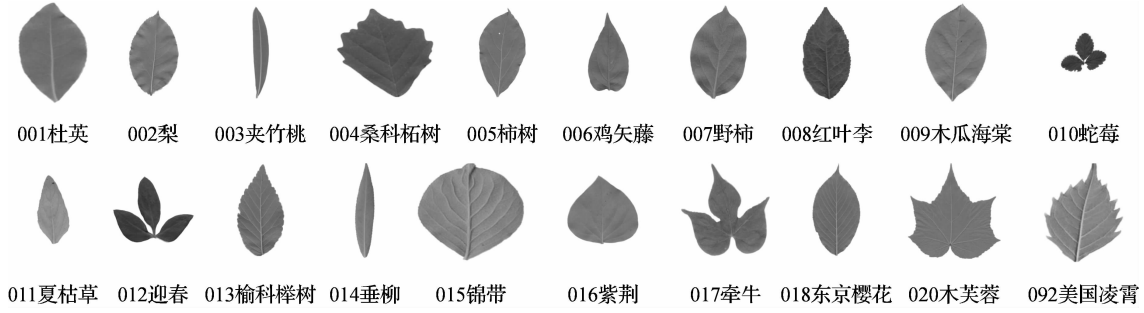


图3 用来分类的20种植物叶片

前面介绍了对于叶片形状与纹理特征的提取 取其平均值,得到的相对形状参数表1所示。
公式与算法,对每类中的叶片进行形状特征提取,并

表1 叶片的相对形状特征

植物名称	纵横轴比	矩形度	偏心率	形状参数	球形性	面积凹凸比	周长凹凸比	圆形度
杜英	0.6831683	0.6866481	0.6855128	0.5141174	0.6209443	0.990120008	0.994186047	0.507899033
梨	0.5859649	0.6803446	0.5865574	0.4614971	0.5283053	0.975419466	1.036423841	0.495477001
夹竹桃	0.1803005	0.6950009	0.3292161	0.2694689	0.1396647	0.989219159	1.004160888	0.27157831
桑科柘树	1.0777778	0.6024914	1.0392844	0.4279469	0.6218525	0.936523481	1.045212766	0.467282
柿树	0.5275862	0.6662611	0.5242827	0.4437123	0.3758294	0.983106086	1.030405405	0.470866204
鸡矢藤	0.5205479	0.6439032	0.5189927	0.4355973	0.3819588	0.968943889	1.0248307	0.45726633
野柿	0.6086957	0.7043866	0.6242646	0.5204912	0.5552958	0.990177353	1	0.520227356
红叶李	0.5202156	0.6980573	0.519782	0.4144919	0.4537039	0.969846906	1.08745583	0.489913159
木瓜海棠	0.6317689	0.6799794	0.6288373	0.4799456	0.5885631	0.994088908	1.004324324	0.483860009
蛇莓	1.1758242	0.5033891	1.1782215	0.1471398	0.1307118	0.797153893	1.621553885	0.386698827
夏枯草	0.4722222	0.6493931	0.5104429	0.4409126	0.3747025	0.972338726	0.997322624	0.438332428
迎春	1.2284483	0.4175287	1.2181631	0.1425542	0.1207898	0.663837257	1.507246377	0.32368916
榆科樺树	0.5169492	0.6495786	0.5178708	0.3882882	0.3937399	0.95632116	1.080555556	0.453135597
垂柳	0.2028639	0.6646356	0.2455915	0.2662419	0.1785643	0.965375204	1.021256039	0.277539975
锦带	1.0588235	0.6637391	1.0592648	0.5135118	0.7932611	0.980850493	0.998819362	0.512040301
紫荆	1.0391304	0.6909768	1.0390043	0.5052037	0.6143065	0.991102181	1.03514377	0.541062853
牵牛	0.9695945	0.4650861	0.9784555	0.1848243	0.1343412	0.671950203	1.394893617	0.359435473
东京樱花	0.5230263	0.6491641	0.5230107	0.4260739	0.475787	0.961600932	1.028877005	0.450808064
木芙蓉	0.9563333	0.5285021	0.9474377	0.2825906	0.3659519	0.714159712	1.206720978	0.411292968
美国凌霄	0.7383177	0.5372944	0.7273098	0.2726784	0.4955414	0.86460118	1.226541555	0.410010709

b) 对比度(惯性矩) $f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \cdot \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{\substack{j=0 \\ n=|i-j|}}^{L-1} \hat{p}(i, j) \right\}$ (13)

c) 熵 $f_3 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j) \log_2 \hat{p}(i, j)$ (14)

d) 局部平稳性(逆差矩) $f_4 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\hat{p}(i, j)}{1 + (i - j)^2}$ (15)

3 实验结果及分析

选取美国凌霄、锦带、桑科柘树、杜英等20种植物叶片(如图3所示)来进行分类实验。每类叶片样本数为30,其中训练样本20,其余的作为测试样本。通过提取出叶片的形状参数进行分析,对20种叶片进行粗分类,最后对于相似度高的叶片进行网络学习分类。

对表 1 进行分析,有些叶片形状特征比较突出,对每一类特征值进行排序可知,通过纵横轴比粗分出夏枯草和美国凌霄,通过偏心率粗分出垂柳和夹竹桃,通过形状参数得到榆科榉树,通过球状性得到

迎春和锦带,通过周长凹凸比得出牵牛。最后对剩下的 12 种叶片进行训练分类,提取出 12 种叶片的纹理特征和矩不变量如表 2,表 3 所示。

表 2 灰度共生矩阵特征参数

植物名称	能量	对比度	熵	逆差矩
杜英	0.851 072 8	0.327 592 3	0.344 956 8	0.941 649
梨	0.796 783 9	0.317 875 8	0.439 694 6	0.931 122 6
桑科柘树	0.816 126 9	0.478 471 2	0.408 137 7	0.938 246 6
柿树	0.873 301 9	0.596 079 5	0.306 287 7	0.946 360 8
鸡矢藤	0.869 339 5	0.429 919 2	0.304 530 1	0.948 484 2
野柿	0.807 699 9	0.545 754 5	0.424 509 9	0.928 554 3
红叶李	0.746 428	0.567 869 1	0.530 174 8	0.907 790 1
木瓜海棠	0.897 173 9	0.403 211 5	0.261 217 3	0.955 443 6
蛇莓	0.900 339 5	0.421 337 5	0.267 825	0.958 506 7
紫荆	0.944 817 4	0.195 224 2	0.137 375 5	0.979 150 2
东京樱花	0.885 238 8	0.408 602 4	0.270 269 9	0.952 753 9
木芙蓉	0.846 108 5	0.557 591 5	0.364 201 5	0.941 959 8

表 3 部分叶片图像不变矩

叶片种类	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7
美国凌霄	1.596 834	5.935 284	9.605 532	10.880 68	22.268 65	16.775 22	20.338 91
锦带	1.611 638	5.400 278	9.205 741	11.453 94	23.111 37	17.006 76	19.922 65
桑科柘树	1.676 899	6.130 752	9.747 046	12.021 78	22.106 61	17.556 85	21.466 70
杜英	1.689 124	6.264 681	10.346 91	11.990 70	22.936 86	17.252 56	20.849 63

对提取出来的特征参数进行训练,因为 BP 神经网络^[11] 具有较好的自学习、自适应、鲁棒性和泛化性,所以笔者通过 BP 神经网络对叶片进行分类,其有输入层、中间层、输出层组成的阶层型神经网络。

使用 BP 神经网络输入节点为 19,隐层节点为 9,输出节点为 12,进行训练后对植物叶片进行分类。下面介绍 BP 神经网络分类器的训练步骤:

a) 初始化:输入层神经元数目为 19,隐层神经元数目为 9,输出层神经元数目为 12,输入节点和隐层节点之间的连接强度取值 W_{ij} ,隐层节点与输出节点之间的连接强度 T_{jk} ;

b) 设定最大迭代次数、最小误差等参数,将 W_{ij} 和 T_{jk} 置初始化为 $(-1,1)$ 之间的随机数;

c) 前向计算:将样本向量 X 输入,通过公式 $S_j = \sum_1^i X_i W_{ij}$ 计算得出隐层输入向量,然后通过隐层的激活函数 $\tan(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$,利用公式 $M_j = \tan(S_j)$ 计算得到隐层的输出向量;

d) 通过公式 $Q_k = \sum_1^j M_j T_{jk}$ 计算出输出层的输入向量,然后通过输出层的激活函数 $f(x) =$

$\frac{1}{1 + e^{-x}}$,计算得出输出层结果 $Y(k) = f(Q_k)$;

e) 反向传播计算:假设期望输出为 $O(k)$,则输出端的平方误差为 $En = \frac{1}{2} \sum_1^k (O(k) - Y(k))^2$,然后利用梯度下降法调整隐层与输出层之间的权值 T_{jk} 。同理,根据隐层节点上的误差,利用梯度下降法调整输入层与隐层之间的权值 W_{ij} ,循环上述步骤 c) 和 e),直到达到最大训练次数或满足最小误差;

f) 保存各层的权值,并利用学习好的参数对新样本进行识别。

得到纹理特征参数后结合前面的形状参数对叶片进行分类,结果如表 4 所示。

选用了美国凌霄、锦带、桑科柘树、杜英等四种植物叶片来测试 BP 神经网络的性能,每类叶片选取 30 张,其中随机选取 20 张作为训练样本,10 张作为测试样本。实验电脑配置为: Intel(R) 酷睿双核, CPU 为 2.66 GHz, 2G 内存, Win7 系统。提取特征参数,首先通过形状参数对叶片进行粗分类,最后对剩下的叶片进行训练分类。结果表明,通过提取植物叶片的形状与纹理特征,对其进行粗分类,再对其进行机器的学习能够提高植物自动识别的平均正确率。

表 4 叶片分类识别情况

植物 名称	杜 英	梨	夹竹 桃	桑科 柘树	柿树	鸡矢 藤	野柿	红叶 李	木瓜 海棠	蛇莓	夏 枯草	迎春	榆科 榉树	垂柳	锦带	紫荆	牵牛	东京 樱花	木 芙蓉	美国 凌霄	其他	正确 率/%
杜英	25	1	0	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	83.3
梨	1	24	0	0	1	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	80
夹竹桃	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
桑科柘树	0	0	0	27	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	90
柿树	1	0	0	0	25	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	83.3
鸡矢藤	0	0	0	0	2	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	83.3
野柿	0	0	0	0	0	0	24	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80
红叶李	0	0	0	0	0	0	2	27	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90
木瓜海棠	1	0	0	0	0	0	2	1	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86.6
蛇莓	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	93.3
夏枯草	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
迎春	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
榆科榉树	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	100
垂柳	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	100
锦带	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	100
紫荆	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	93.3
牵牛	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	100
东京樱花	1	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	86.6
木芙蓉	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	93.3
美国凌霄	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	100
总计	30	25	30	29	29	27	34	34	32	29	30	30	30	30	30	28	30	32	30	30	2	92.2

4 结 语

笔者提出了提取叶片的形状和纹理特征先对叶片集进行粗分类,然后结合 BP 神经网络分类器对叶片进行分类的方法。这些特征在神经网络的训练中起到了明显的效果,为后期的识别提供了帮助。实验中所有的工作在 VS2008 的环境下完成,对美国凌霄、锦带、桑科柘树、杜英等 20 种植物进行叶片预处理、特征提取和分类,平均正确率达到了 92%。接下去的工作将考虑分型维数作为纹理特征的方法,加入到分类特征中,以期得到更好的信息,从而提高识别率。

参考文献:

[1] 王晓峰,黄德双,杜吉祥,等. 叶片图像特征提取与识别技术的研究[J]. 计算机工程与应用, 2006(3): 190-193.
[2] 黄志开. 彩色图像特征提取与植物分类研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2006.
[3] 吴凤凰. 模式识别在植物叶片识别中的应用[J]. 安徽农业科学, 2007, 35(1): 285-288.
[4] Neto J C, Meyer G E, Jones D D. Plant species identification using elliptic fourier leaf shape analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 50(2):

121-134.
[5] Wang L, Zhang L, Zhou Y J, et al. Computer-aided plant species identification based on LVQ neural network[J]. Journal of Jinlin University: Science Edition, 2007, 45(3): 421-426.
[6] 祁享年,寿 韬,金水虎. 基于叶片特征的计算初辅助植物识别模型[J]. 浙江林学院学报, 2003, 20(3): 281-284.
[7] 傅 弘,池哲儒,常 杰,等. 基于人工神经网络的叶脉信息提取: 植物活体机器识别研究[J]. 植物学通报, 2004, 21(4): 429-436.
[8] 中国科学院合肥智能计算实验室. ICL 采集的植物叶片图像数据库 1. 0 版对外公开(Benchmark Data 1)[DB/OL]. [2010-01-12]. <http://www.intelengine.cn/dataset/index.html>.
[9] Freeman H. On the encoding of arbitrary geometric configurations[J]. IRE Trans on Electronic Computers, 1961, EC-10(2): 260-268.
[10] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transaction Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
[11] 葛哲学,孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

Establishment and Application of Scientific Research Innovation Capability Evaluation Index System for Postgraduates of Science and Engineering in Colleges and Universities

JIN Li, SHI Jian-jun, ZHANG Xiao-bo, LI Xiao-yun, DONG Wen-jun

(School of Science, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In allusion to characteristics of postgraduates of science and engineering in colleges and universities currently, this paper conducts a result analysis with questionnaire method; establishes scientific research innovation capability evaluation system for postgraduates by using SPSS; calculates the weight of related factors; establishes a comprehensive evaluation model of scientific research innovation capability with AHP method; and realizes fuzzy comprehensive evaluation of scientific research innovation capability of postgraduates on this basis. This method can provide references for the reasonable evaluation of scientific research innovation capability of postgraduates in colleges and universities.

Key words: scientific research innovation capability; analytic hierarchy process; evaluation; fuzzy comprehensive evaluation

(责任编辑: 马春晓)

(上接第 398 页)

Research on Shape and Texture Feature Extraction of Plant Leaf Images

CHEN Yin, ZHOU Ping

(School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: This paper introduces a method of shape and texture feature extraction based on leaf images for the classification of plant leaves. This method first conducts pre-processing on leaf image, extracts leaf outline and obtains the shape and texture feature parameters; then analyzes and roughly classifies shape parameters and finally classifies leaves with similar shape by using BP neural network. The experiment classifies 20 kinds of leaves and the average recognition rate reaches 92%.

Key words: leaf images; image pre-processing; feature parameter; BP neural network

(责任编辑: 陈和榜)