

# 基于图像分析的橘科植物病害识别技术<sup>①</sup>

濮永仙

(德宏师专 计科系, 德宏 678400)

**摘要:** 为实现橘科植物病害的计算机识别和病害程度的科学评价, 提出通过分析病害图像, 自动提取有效特征, 设计分类器模型识别的方法. 深入研究了怎样对病害图像进行自动增强处理、病斑分割、特征提取, 以及怎样构建分类器模型等技术. 最后以常见也容易混淆的五种柠檬病害为例, 提取其病斑色调、纹理、形态三种特征向量, 分别采用支持向量机和 BP 神经网络进行训练、测试. 实验结果表明, 该方法能很好识别植物病害类别, 为科学防治和病害危害程度评价提供科学依据.

**关键词:** 植物病害; 图像分割; 特征提取; 支持向量机; BP 神经网络

## Identification of the Orange Plant Disease Based on the Analysis of the Image

PU Yong-Xian

(Computer Science Department, Dehong Teachers' college, Dehong 678400, China)

**Abstract:** To achieve the computer identification of orange secco plant disease and the scientific evaluation of disease levels, the paper proposed a identification method through the analysis of disease image, automatic extract the effective feature, design classifier model. In the paper method was studied how to enhancement processing the diseases of image, segmentat disease spot, extract feature, and Construct classifier model, etc. Then for example five of confusion between the diseases, extracting the disease spots the tone and texture, shape characteristics, after optimization respectively by using support vector machine (SVM) and BP neural network to identify disease categories. The experimental results show that this method can be a very good recognition plant disease categories for scientific control and give a scientific evaluation for the plant disease harm degree.

**Key words:** plant dis eases; feature extraction; image segmentation; support vector machine (SVM); back progration (BP) neural network

近年来随着大宗橘科植物, 如甜橙、年橘、枳橘、红橙、柠檬、橘子、橙子、柚子等产业的发展, 病害的危害程度日趋严重, 造成了极大的经济损失. 不同种植物病害, 需要不同的防治方法, 因此只有做到准确识别, 才能对症下药. 目前, 橘科植物病害的诊断由植保专家、农民凭借经验和病理学知识进行分析和判断, 但由于植物病害往往是模糊的, 加上植物病害的诊断缺乏客观的定量尺度, 因此在进行植物病害诊断时常常会出现偏差. 从而造成植物病害种类的判断错误, 滥用农药进行病害的防治, 导致环境污染, 对人们的身体健康和生活环境造成极大的威胁<sup>[1]</sup>. 国内外对病害图像的研究

较多, 如王映龙等对危害水稻的害虫图像进行处理, 提取颜色及形状特征, 采用 BP 神经网络对虫害类别进行识别<sup>[2]</sup>; 蔡清等通过分析害虫食过的蔬菜图像, 提取其形态特征, 采用 BP 神经网络进行虫害类别识别<sup>[3]</sup>. 关于橘科植物病害的研究尚未见报道.

本文通过无损获取植物病害图像, 依据病害图像, 研究怎样自动分割病斑、提取其有效特征向量, 设计并训练病害识别模型等, 以寻找能快速、精准进行病害诊断识别的方法和途径. 最后以柠檬病害图像为例, 通过病斑分割, 提取了病斑的色调面积、纹理和形态三个特征, 优化后分别采用支持向量机和 BP 神经网络

<sup>①</sup> 收稿时间:2012-04-27;收到修改稿时间:2012-06-03

络进行识别. 以期高效地识别出橘科植物病害的类别, 为病害危害程度的评价提供一种科学方法, 为其他植物病害的机器识别提供技术参考.

## 1 图像采集与处理

本研究采集的图像来源于云南德宏瑞丽的柠檬基地, 利用数码相机和高清数码摄像头在田间自然光照下直接采集柠檬病害图像. 采集了 5 种经专家鉴定是何种病害的图像 500 幅, 以 jpg 格式存储在电脑中. 为减少外界带来的干扰, 用 Photoshop 去除一些无关背景, 并对图像进行规格化, 其大小变为  $256 \times 256$ . 在 Matlab2009a 环境下进行编程实现图像增强、病斑分割、特征提取和病害识别等操作, 其处理流程如图 1 所示.

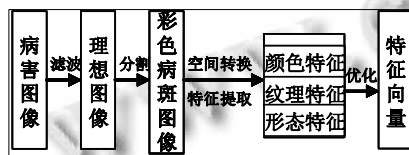


图 1 图像处理流程图

### 1.1 图像增强

在采集到的图像中, 因受采集设备、环境等因素影响, 往往使图像含有噪声. 图像增强是对病斑分割、特征提取做准备, 应确保在去除噪声的同时, 保证病斑边缘不模糊. 本文采用中值滤波方法对原始图像进行平滑处理. 其操作为:

- 1) 在 RGB 彩色图像中心定义一个  $3 \times 3$  的二维滤波窗口模板;
- 2) 将模板在图像中漫游, 并将模板中心与图像中心的某个像素重合;
- 3) 读取模板下各对应像素值;
- 4) 将这些值排序, 找出中间值, 用中间值替代对应模板中心位置的像素. 这样平滑后输出的图像像素是由图像的中间值决定, 从而可消除孤立的噪声点, 又可以减少图像模糊. 图 2, 图 3 分别是中值滤波前后的柠檬炭疽病图像.



图 2 滤波前的图像



图 3 滤波后的图像

### 1.2 病斑分割

因植物叶部病害图像由病斑和正常部分组成, 病斑颜色深浅不一, 排列无规则, 不同病害的病斑, 颜色不同, 且大多数病斑具有明显的外边缘. 本文采用病斑颜色与斑点外轮廓相结合的算法分割病斑. 操作步骤为:

- 1) 对滤波平滑后的图像, 利用式(1)提取  $S_g, S_r$  颜色特征值, 并绘制直方图.

$$\begin{cases} S_g = 2G - R - B \\ S_r = 2R - G - B \end{cases} \quad (1)$$

式中  $R, G, B$  分别为彩色图像红、绿、蓝通道的像素值.

- 2) 考察  $S_g, S_r$  相对应的两个直方图, 分别采用最大类间方差法(Otsu method)寻找阈值<sup>[4]</sup> $T_1, T_2$ , 利用式(2)对图片进行分割处理.

$$f_{ps}(x, y) = \begin{cases} (0, 0, 0) & S_g > T_1 + 10 \text{ and } S_r < T_2 - 10 \\ f_{pr}(x, y) & S_g < T_1 + 10 \text{ and } S_r > T_2 - 10 \end{cases} \quad (2)$$

式中  $(x, y)$  为像素点坐标值,  $f_{pr}(x, y)$  为原始图像中  $p_r(x, y)$  像素点的像素值,  $f_{ps}(x, y)$  为病斑初始分割区域中  $p_s(x, y)$  像素点的像素值,  $(0, 0, 0)$  为黑色. 病斑初始分割区域  $A_1$  可描述为  $A_1 = \{p_s(x, y) | f_{ps}(x, y) \neq (0, 0, 0)\}$ .

### 1.3 病斑特征提取

选择和提取病害图像的有效特征值, 是能否正确、有效识别病害的关键. 通过对病害图像分析, 发现不同病害在叶部表现出不同的病斑颜色、纹理、形状等, 因此本文将病斑的色调、纹理及形状作为识别病害的特征向量.

#### 1.3.1 色调特征提取

与 RGB 颜色模式相比, HSI 模式更符合人眼对色彩的感觉规律, 且它能将图像的色彩信息与亮度信息分开, 这就能使计算机根据不同光照进行识别方式的转换<sup>[5]</sup>. 因柠檬在发生病变时叶部病斑会表现出色调变化, 本文选取色调作为特征向量, 以量化不同的病害. 图像由 RGB 色彩空间转为 HIS 色彩空间时, 其色调  $H$  的转换公式为:

$$H = \tan^{-1} \frac{\sqrt{3}(g-b)}{(r-g)(r-b)} \quad (3)$$

式中  $r, g, b$  分别表示  $R, G, B$  的归一化值. 通过考察  $H$  的值(红色  $0 \sim 20, 340 \sim 360$ ; 黄色  $40 \sim 70$ ; 绿色  $85 \sim 140$ ; 青色  $160 \sim 200$ ; 蓝色  $200 \sim 260$ ; 紫色  $280 \sim 320$ ), 只要统计出各颜色在病斑区域中像素点的数量, 即可

得到各颜色的面积. 本研究分别统计病斑的红色、绿色及蓝色面积作为特征值.

### 1.3.2 纹理特征

纹理是指图像中反复出现的局部模式及其排列规则. 叶片图像的正常与病变部分的纹理在粗细、走向上有很大差别, 因此可用灰度变化的衡量标准来量化病斑的光滑、粗糙、颗粒度等特性. 图像的灰度共生矩阵能反映图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度等综合信息, 因此常以它为基础来定量描述纹理特征的性质<sup>[6]</sup>. 利用式(4)将病斑图像转换为灰度图像. 为降低复杂度, 本文把灰度矩阵的大小调为 8 X 8, 像素点之间的距离  $d=3$ , 在统计参数时考虑其旋转不变性, 取 4 个方向的平均值作为特征值. Haralick(1973)曾提出 14 种由灰度共生矩阵计算出来的特征量中, 以下五种效果最好也最常用<sup>[7,8]</sup>.

$$Y = 0.212671 * R + 0.715160 * G + 0.072169 * B \quad (4)$$

$$1) \text{ 能量 } E(d, \theta) = \sum_{i,j} [p(i, j|d, \theta)]^2, d \text{ 为像素点之间的距离, } \theta \text{ 为方向;}$$

$$2) \text{ 惯性矩 } I(d, \theta) = \sum_{i,j} (i - j)^2 p(i, j|d, \theta);$$

$$3) \text{ 相关性 } B(d, \theta) = \frac{\sum_{i,j} (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j|d, \theta)}{\sigma_x \sigma_y},$$

$\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$  分别为  $i, j$  的均值和标准差;

$$4) \text{ 熵 } H(d, \theta) = - \sum_{i,j} \{p(i, j|d, \theta) \bullet \log p(i, j|d, \theta)\};$$

$$5) \text{ 局部平稳性 } L(d, \theta) = \sum_{i,j} \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j|d, \theta).$$

### 1.3.3 形态特征提取

不同病害在叶部表现出不同形状的病斑, 这就为用形态特征来描述病斑的几何形状提供了可能. 因病斑的形态只反映形状特征, 不必考虑颜色属性, 这里把灰度图像转换为二值图像, 这样不但操作简单, 还能节省存储空间. 由于二值图像的值不为"0"即为"255", 为特征提取做准备, 分别用 0 和 1 加以标记. 此外, 经一系列转换后的病斑图像边缘难免有毛刺、小洞, 为了减少这些噪声对特征提取的影响, 本文采用数学形态学中的开、闭运算来消除噪声. 用开运算去除毛刺, 用闭运算来填补小洞, 以得到理想图像. 为避免因设备、操作等因素导致特征值不一样, 本研究在提取特征向量时选取了相对量, 即与大小、方向等

不敏感的参数, 本文提取了矩形度、紧凑度、圆形度、伸长度, 球状性 5 个特征参数. 其相关计算公式为:

1) 因二值图像已将目标和背景分离开来, 只要统计出 0 和 1 边缘的像素点个数, 即得病斑周长  $L$ ;

2) 统计出 1 的像素点个数, 即得病斑面积  $S$ ;

$$3) \text{ 宽 } W = \max\left(\sum_{k=1}^i a_{kx} + x_0\right) - \min\left(\sum_{k=1}^i a_{kx} + x_0\right), \text{高}$$

$$H = \max\left(\sum_{k=1}^i a_{ky} + y_0\right) - \min\left(\sum_{k=1}^i a_{ky} + y_0\right), x_0, y_0 \text{ 为起点;}$$

$$4) \text{ 矩形度 } J = \frac{S}{W \times H};$$

5) 圆度  $C = \frac{4\pi S}{L^2}, C \in [0, 1]$ , 当病斑边界光滑且为圆形时  $C=1$ , 病斑外形越偏离圆形,  $C$  值越小;

6) 伸长度  $D = \frac{\min\{W, H\}}{\max\{W, H\}}$ , 病斑区域越呈细长型,  $E$  值越小, 当区域为圆形时,  $E=1$ ;

$$7) \text{ 紧凑度 } F = 1 - \frac{4\pi S}{L^2};$$

$$8) \text{ 球状性 } M = \frac{r_n}{r_w}, r_n \text{ 为内切圆半径, } r_w \text{ 为外接}$$

圆半径, 两个圆的圆心在区域重心上, 当区域为圆形时达到最大( $M=1$ ), 当区域为其他形状时, 则有  $M < 1$ .

### 1.3.4 特征参数优化

特征参数优化是在特征提取完成后, 将特征因子中对分类贡献低的因子丢弃, 以确保在降低分类器复杂度的同时, 且能更加有效的进行目标识别. 本文采用 SPSS12.0 软件对柠檬病斑的色调面积、纹理及形态特征因子与病害相关因子进行相关性分析, 并结合混沌特性研究结果, 其最小嵌入维数为 11. 选取了对识别柠檬病害贡献较大的特征指标 11 个, 即色调特征  $S_1 = \{R_{\text{面积}}, G_{\text{面积}}, B_{\text{面积}}\}$ , 纹理特征  $S_2 = \{\text{能量 } E, \text{ 惯性矩 } I, \text{ 熵 } H, \text{ 局部平稳性 } L\}$ , 形态特征  $S_3 = \{\text{矩形度 } J, \text{ 圆度 } C, \text{ 伸长度 } D, \text{ 紧凑度 } F\}$ .

## 2 植物病害识别模型与方法

因主要基于病害植物叶部病斑的特征信息来识别病害, 由于这些特征之间的关联性无法通过传统方法得到, 因而很难获得对病害较高的识别率. 鉴于 BP 神经网络把一组样本的输入和输出问题变为一个非线性映射问题, 隐层节点使得可调参数增加, 从而能得到更

精确的解. 支持向量机(SVM)是基于统计学理论, 采用结构风险最小化原理, 同时兼顾了训练误差和泛化能力, 它在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出特有的优势<sup>[9]</sup>. 本文分别采用 BP 神经网络和 SVM 构建病害识别模型.

1) BP 神经网络识别模型构建. 利用 matlab2009a 软件, 使用反向传播算法(BP)构建 3 层神经网络分类器. 其中隐层用 tansig 函数修正权值, 输出层选用 logsig 函数修正权值, 并将输出值限定在[0,1]中. 采用 traingdx 训练函数, 设定目标误差 0.01 对网络进行训练学习.

2) SVM 识别模型构建<sup>[10]</sup>. 将数据进行规格化处理后, 在 matlab2009a 环境下编程实现病害分类训练与测试; 核函数选择 RBF 核函数, 即  $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$ , 其中自身参数  $\gamma$  和错分惩罚

因子 C 的确定, 采用交叉验证和网格搜索方法确定.

### 3 实验结果与分析

本文以柠檬生产中常见也最容易混淆的疮痂病、炭疽病、煤烟病、溃疡病、灰霉病 5 种主要病害为例. 选择效果较好的子图 200 幅, 其中每种病害 40 幅, 按照 1:1 的比例分为两组, 一组用于训练, 一组用于验证. 本研究对每张柠檬病害图像提取其 3 个色调、4 个纹理、4 个形态特征值向量. 通过优化后分为四个不同的参数集合, 考察其参数的分类性能,  $D1 = \{\text{色调 } S_1, \text{纹理 } S_2\}$ ,  $D2 = \{\text{纹理 } S_2, \text{形态 } S_3\}$ ,  $D3 = \{\text{色调 } S_1, \text{形态 } S_3\}$ ,  $D4 = \{\text{色调 } S_1, \text{纹理 } S_2, \text{形态 } S_3\}$ . 由于待识别的病斑种类有 5 种, 故每种分类器分别对应 7 输入 5 输出、8 输入 5 输出、11 输入 5 输出三种不同的模型. 表 1 是分别用 BP 神经网络和 SVM 分类识别的结果.

表 1 利用 BP 神经网络/SVM 分类

参数集	病害类型	分到 5 类病害中的样本数						准确率%
		炭疽病	煤烟病	溃疡病	灰霉病	疮痂病	其它	
D1	炭疽病	29/30	1/0	6/5	0/	3/5	2/0	72.5/75
	煤烟病	2/4	20/26	0/5	7/0	6/5	5/0	50/65
	溃疡病	3/0	3/2	29/36	0/0	5/2	0/0	72.5/90
	灰霉病	5/2	8/7	6/0	16/31	0/0	5/0	40/77.5
	疮痂病	5/4	0/0	6/0	0/0	24/36	5/0	60/90
	总计	44/40	42/35	47/46	33/31	38/48	17/0	59/79.5
D2	炭疽病	16/23	0/4	8/7	1/0	4/6	1/0	40/57.5
	煤烟病	0/0	30/31	0/3	5/6	0/0	5/0	75/77.5
	溃疡病	3/0	0/0	34/35	0/0	3/5	0/0	85/87.5
	灰霉病	2/0	8/4	0/0	25/36	0/0	5/0	62.5/90
	疮痂病	5/4	0/0	4/0	0/0	28/36	3/0	70/90
	总计	23/35	38/35	46/43	31/42	35/47	14/0	66.5/80.5
D3	炭疽病	29/30	0/0	5/3	0/0	0/7	6/0	72.5/75
	煤烟病	6/5	17/25	0/0	12/8	0/2	5/0	42.5/62.5
	溃疡病	0/2	0/0	35/32	0/0	5/6	0/0	87.5/80
	灰霉病	0/0	7/5	0/0	33/35	0/0	0/0	82.5/87.5
	疮痂病	1/0	0/0	5/2	0/0	29/38	5/0	72.5/95
	总计	36/37	24/30	45/37	45/43	34/53	16/0	71.5/80
D4	炭疽病	34/39	0/0	4/1	0/0	0/0	2/0	85/97.5
	煤烟病	0/0	32/38	0/0	4/2	/0	4/0	80/95
	溃疡病	4/1	0/0	34/39	0/0	2/0	0/0	85/97.5
	灰霉病	0/0	4/4	0/0	36/36	0/0	0/0	90/90
	疮痂病	6/1	0/0	0/0	/00	32/39	2/0	80/97.5
	总计	44/41	36/42	38/40	40/38	34/39	8/0	84/95.5

实验得出: 1) 采用色调、纹理、形态特征的一种或两两组合, 识别率不高, 而综合三种特征识别率高出9%左右; 2) BP神经网络无论在速度, 还是正确识别率总体上都逊色于SVM分类方法; 3) 因支持向量机在训练时, 同时兼顾了训练误差和泛化能力, 只需小样本量, 且容错性强, 而神经网络需有无限多个样本为应用前提, 因此识别率不高。

#### 4 结语

文章提出了一种基于图像处理和机器识别病害的方法。深入探讨了病害图像增强处理、彩色图像病斑分割、有效特征提取、模型构建的方法和途径。最后以柠檬病害为例, 提取其病斑色调、纹理、形态为特征向量, 分别运用SVM和BP神经网络进行网络训练、测试实验。实验获得了预期的效果。

今后将继续加大训练样本数目和病害类别, 减少前期图像处理过程中图像细节的丢失, 提高识别率, 增强可靠性; 同时扩展应用范围, 使其具有适应性、通用性, 更好地为农业生产服务。

#### 参考文献

1 Sanyala P, Patel S C. Pattern recognition method to detect two diseases in rice plants. *The Imaging Science Journal*, 2008,

56(6): 319–325.

- 2 王映龙, 戴香粮. 图像处理技术在水稻虫害系统中的应用. *微计算机信息*, 2007, 9(2): 274–275.
- 3 蔡清, 何东健. 基于图像分析的蔬菜食叶害虫识别技术. *计算机应用*, 2010, 7(30): 1870–1873.
- 4 Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. 数字图像处理学. 阮秋琦, 译. 北京: 电子工业出版社, 2001. 129–151.
- 5 Burgos-Artizxu XP, Ribeiro A, Tellaache A, Pajares G, Fernández-Quintanilla C. Improving weed pressure assessment using digital images from an experience-based reasoning approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2009, 65(2): 176–185.
- 6 管泽鑫. 数字图像处理技术在农作物病虫草害识别中的应用. *中国农业科学*, 2009, 42(7): 2349–2358.
- 7 章毓晋编著. 图像工程(中册)--图像分析. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- 8 张宏林. *Visual C++ 数字图像模式识别技术及工程实践*. 北京: 人民邮电出版社, 2003.
- 9 边肇祺, 张学工. 模式识别. 北京: 清华大学出版社, 2002. 284–304.
- 10 张铮, 王艳平, 薛桂香. 数字图像处理与机器视觉. 北京: 人民邮电出版社, 2010.

(上接第199页)

快, 并且当消费者数目越来越大时二者之间的差值也随之增大。这同之前的理论分析也是吻合的, 二者之间的差值经计算满足  $T_{pull} - T_{push} \sim n * (t_r + t_p + t_i)$ , 是与服务消费者的数目成正比的。

从实验测试中可以得出, 推模式的服务调用能够在大规模的服务消费者数目下保持较高的性能。此外, 通过分析表明其也能够有效地降低服务提供端的负载量, 因此对服务提供端的性能要求不会很高。

#### 参考文献

1 Web Services Description Language(WSDL) 1.1. <http://www.w3.org/TR/wsdl.2001>.

2 Simple Object Access Protocol(SOAP) 1.1. <http://www.w3.org/TR/2000/NOTE-SOAP-20000508/>.2000.

3 OASIS. Web Services Notification. <http://docs.oasis-open.org/wsn/>.

- 4 W3C. Web Services Eventing. <http://www.w3.org/Submission/WS-Eventing/>.
- 5 Zhang T. Research on data exchange push technology based on message-driven. *International Joint Conference on Artificial Intelligence, IEEE*, 2009.
- 6 Brenna L, Johansen D. Configuring Push-Based Web Services. *International Conference on Next Generation Web Services Practices, IEEE*, 2005.
- 7 Nawaz F, Oadir K. A Semantic based Registry for Proactive Web Service Discovery using Publish-Subscribe Model. *Fourth International Conference on Semantics, Knowledge and Grid, IEEE Computer Society*, 2008.
- 8 Patrick T, Pascal E. The Many Faces of Publish/Subscribe. *ACM Computer Surveys*, 2003, 35(2): 114–131.
- 9 Papazoglou MP. *Web 服务原理和技术*. 北京: 机械工业出版社, 2009.