

# 柑桔果实病虫害的傅里叶频谱重分形图像识别

温芝元<sup>1</sup>, 曹乐平<sup>2\*</sup>

(1. 湖南农业大学理学院, 长沙 410128; 2. 湖南生物机电职业技术学院科研处, 长沙 410127)

**摘 要:** 为探讨植物病虫害互不交叉、重叠的数字典型特征值来进行病虫害计算机识别, 研究了柑桔病虫害为害状图像傅里叶变换幅度谱的多重分形特征。首先, 用改进型分水岭算法检测病虫害为害状边缘, 并对其进行区域合并, 形成病虫害为害状边界。其次, 对病虫害果进行二维离散傅里叶变换, 依据病虫害为害状边界进行图像标记, 提取标记区域内的傅里叶变换幅度谱图。最后, 对傅里叶变换幅度谱图进行多重分形分析及多重分形谱的二次拟合, 将拟合抛物线的高度、宽度和质心坐标作为病虫害特征值, 并以此为输入变量, 建立 BP 神经网络柑桔病虫害识别模型来进行病虫害识别, 柑桔蓟马、花潜金龟子、吸果夜蛾、侧多食跗线螨、柑桔炭疽病 5 类病虫害 30 组测试样本中吸果夜蛾识别正确率最高 96.67%, 侧多食跗线螨识别正确率最低 86.67%, 平均正确识别率为 92.67%。试验结果表明: 傅里叶变换幅度谱图的多重分形谱高度、宽度和质心坐标较精确地刻画了病虫害为害状这类复杂生物体的特征, 该方法可进行柑桔病虫害自动识别, 并可推广到其他植物的病虫害机器识别中。

**关键词:** 图像识别, 病害, 果实, 虫害, 二维离散傅里叶变换, 幅度谱, 多重分形

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.23.022

中图分类号: S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-23-0159-07

温芝元, 曹乐平. 柑桔果实病虫害的傅里叶频谱重分形图像识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(23): 159—165.  
Wen Zhiyuan, Cao Leping. Citrus fruits diseases and insect pest recognition based on multifractal analysis of Fourier transform spectra[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(23): 159—165. (in Chinese with English abstract)

## 0 引 言

植物病虫害图像信息认知计算是数字农业信息采集与处理的关键技术之一。通常基于病虫害为害状的植物病虫害图像识别往往依据为害状的大小、形状、颜色、纹理等参数或几个参数的组合来进行, 这是因为不同的病虫害有着不同的典型特征<sup>[1]</sup>。文献[2]采用基于 Lab 颜色模型中 a (红/绿)、b (黄/蓝) 层信息的 K-means 聚类法识别彩色图像中的红蜘蛛, 识别正确率在 88% 以上。文献[3]提出一种基于并行 PCNN 的玉米病害彩色图像非监督分割方法, 试验表明, 该方法分割效果较好, 适应度较高, 参数设置复杂度低。文献[4-15]与上述方法类似同样利用病虫害为害状间的颜色差异及为害区与果叶正常部位的不同进行病虫害初步诊断, 这类以颜色为识别参数的方法对于只需区分果叶为害状与正常部位的 1

种病虫害识别十分有效, 但对于需要识别几种病虫害而其为害状颜色不可避免地存在交叉、重叠时效果不理想。文献[16]提出了以病斑的颜色和纹理为特征, 结合粗糙集理论和 BP 神经网络进行棉花病害识别方法。文献[17]以为害状区域红色、绿色、蓝色分量表征病虫害为害状的颜色特征, 为害状边界分形维数表征病虫害为害状的形状特征, 进行补偿模糊神经网络脐橙病虫害识别, 识别正确率为 85.51%。类似地, 文献[18-19]用颜色和纹理、文献[20-22]用颜色和形状、文献[23]用颜色、形状及纹理几类参数组合一定程度上弥补了单一颜色指标交叉、重叠时识别依据的不足, 但纹理、形状的表达若只考虑累计信息, 忽略其分布信息, 又将出现用颜色单类指标识别病虫害时色泽交叉甚至重叠的类似现象, 影响识别正确率。因此, 在不同病虫害计算机识别时, 寻找不交叉或少交叉的识别特征参数尤为重要。根据这一思路, 本文提出柑桔病虫害为害状傅里叶变换频谱多重分形的病虫害识别方法, 首先, 进行为害状边界检测、傅里叶变换及图像标记, 截取标记区域傅里叶变换幅度频谱图, 其次, 对所截取的频谱图像进行多重分形分析, 产生少交叉与重叠的多重分形谱, 最后, 以多重分形谱高度、宽度、质心坐标为特征值通过神经网络识别病虫害, 为病虫害自动识别提供理论借鉴。

收稿日期: 2013-05-21 修订日期: 2013-10-23

基金项目: 湖南省科技计划项目(项目编号: 2011NK3005、2012NK4127)

作者简介: 温芝元(1964—), 女, 湖南益阳人, 副教授, 主要从事生物数学建模研究。长沙 湖南农业大学理学院, 410128。

Email: wenzhiyuan6629@163.com

\*通信作者: 曹乐平(1964—), 男, 湖南益阳人, 教授, 主要从事农业图像信息认知计算与农产品智能检测研究。长沙 湖南生物机电职业技术学院科研处, 410127。Email: clp4218@126.com 农业工程学会会员: 曹乐平(E041200510S)

## 1 试验理论

### 1.1 病虫害为害状检测及为害状频谱图截取

#### 1.1.1 病虫害为害状检测

分水岭算法是一种借鉴形态学理论的自适应多阈值分割方法,能准确地分割出相邻吸水盆地间的分水岭,但由于分割时需要梯度信息,原始信号中的噪声会在梯度图中产生许多虚假的局部极小值,造成过分割现象,为解决这一问题,本文采用标记内外约束重构图的改进型分水岭算法检测病虫害为害状边缘<sup>[17]</sup>,并对检测结果进行区域合并,得到病虫害为害状区域的整体边界。

#### 1.1.2 病虫害为害状频谱图截取

设  $f(x, y)$  为  $K \times K$  大小的病虫害图像,基于二维离散傅里叶变换的分离性,用 2 个一维离散傅里叶变换算法对  $f(x, y)$  进行下列二维离散傅里叶变换

$$F(x, v) = \sum_{y=0}^{K-1} f(x, y) e^{-j2\pi v y / K} \quad (1)$$

$$(v = 0, 1, \dots, K-1)$$

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{K-1} f(x, v) e^{-j2\pi u x / K} \quad (2)$$

$$(u = 0, 1, \dots, K-1)$$

经过以上变换,产生  $f(x, y)$  傅里叶变换幅度谱图像,依据区域合并后的病虫害为害状边界对  $f(x, y)$  进行标记,截取标记区域内的傅里叶变换幅度谱图像,以此来进行桉柑病虫害图像识别研究,利于分析病虫害为害状时减少信息量,提高计算速度。

### 1.2 病虫害为害状多重分形分析

自 Grassberger 等系统地提出多重分形理论以来,由于其刻画了分形测度在支集上的分布情况而越来越受到广泛关注,表现出良好的应用前景,本文引入多重分形理论进行病虫害识别。

#### 1.2.1 多重分形的概念

定义分形集上概率测度分布  $p$  的  $q$  阶矩  $\chi_q(\varepsilon)$  及  $\chi_q(\varepsilon)$  的广义  $s$  维测度  $M^s(q)$

$$\chi_q(\varepsilon) = \sum_i p_i^q(\varepsilon) \quad (3)$$

$$M^s(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} M_\varepsilon^s(q) \quad (4)$$

$$M^s(q) = \sum_i p_i^q \varepsilon^s \quad (5)$$

$\varepsilon^s$  为概率测度分布  $p$  的  $q$  次幂加权,随着  $s$  的变化  $M^s(q)$  满足以下关系

$$M^s(q) = \begin{cases} \infty, & s < -\tau(q) \\ \text{有限值}, & s = -\tau(q) \\ 0, & s > -\tau(q) \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\tau(q)$  称为质量指数。设用尺度为  $\varepsilon$  的单元覆盖  $\chi_q(\varepsilon)$  空间时所需的  $\varepsilon$  单元数为  $N(q, \varepsilon)$ , 则有

$$M^s(q) = N(q, \varepsilon) \varepsilon^s \quad (7)$$

由式 (4)、式 (7) 得到

$$M^s(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} N(q, \varepsilon) \varepsilon^s \quad (8)$$

由式 (6)、式 (8) 可知,使  $M^s(q)$  取有限值,须  $N(q, \varepsilon)$  满足

$$N(q, \varepsilon) \propto \varepsilon^{\tau(q)} \quad (9)$$

从而

$$\tau(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(q, \varepsilon)}{\ln \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \chi_q(\varepsilon)}{\ln \varepsilon} \quad (10)$$

引入广义分形维数  $D(q)$ <sup>[24]</sup>

$$D(q) = \begin{cases} \frac{1}{q-1} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \sum_i p_i^q(\varepsilon)}{\ln \varepsilon}, & q \neq 1 \\ \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_i p_i(\varepsilon) \ln p_i(\varepsilon)}{\ln \varepsilon}, & q = 1 \end{cases} \quad (11)$$

它随不同的  $q$  值有不同的意义,  $q=0$  时为豪斯道夫维数,  $q=1$  时为信息维数,可以证明多重分形谱  $f(\alpha)$  与奇异指数  $\alpha$ 、质量指数  $\tau(q)$  满足

$$f(\alpha) = q\alpha - \tau(q) \quad (12)$$

$$\alpha = \frac{d\tau(q)}{dq} \quad (13)$$

式中,  $\tau(q) = (q-1)D(q)$ 。

#### 1.2.2 病虫害为害状多重分形谱

为便于试验分析,利用开口向下的抛物线段近似病虫害为害状多重分形谱曲线,作  $(\alpha, f(\alpha))$  数据的二次拟合,并取无量纲的多重分形谱曲线的形状、位置 2 类参数表达病虫害为害状分形谱的特性,分形谱高度  $\Delta f(\alpha)$  与宽度  $\Delta \alpha$  作为分形谱形状特征值,抛物线质心  $C(\alpha_c, f(\alpha_c))$  作为分形谱位置特征值,2 类参数定义如下

$$\Delta f(\alpha) = \frac{\ln(N_{p_{\max}} / N_{p_{\min}})}{\ln \varepsilon} \quad (14)$$

$$\Delta \alpha = \frac{\ln(p_{\max} / p_{\min})}{\ln(1/\varepsilon)} \quad (15)$$

$$\alpha_c = \frac{\int_{\alpha_1}^{\alpha_2} \alpha \sqrt{1+f'^2(\alpha)} d\alpha}{\int_{\alpha_1}^{\alpha_2} \sqrt{1+f'^2(\alpha)} d\alpha} \quad (16)$$

$$f(\alpha_c) = \frac{\int_{\alpha_1}^{\alpha_2} f(\alpha) \sqrt{1+f'^2(\alpha)} d\alpha}{\int_{\alpha_1}^{\alpha_2} \sqrt{1+f'^2(\alpha)} d\alpha} \quad (17)$$

式中,  $p_{\max}$ 、 $p_{\min}$  分别为概率测度分布最大值及最小值,  $N_{p_{\max}}$ 、 $N_{p_{\min}}$  分别为最大及最小概率测度分布的

单元数目,  $a_c$ 、 $f(a_c)$  分别为抛物线质心 C 的横坐标和纵坐标,  $a_1$ 、 $a_2$  分别为病虫害为害状多重分形谱抛物线段起点与终点的横坐标。

## 2 试验方案与结果

### 2.1 试验样本及设备

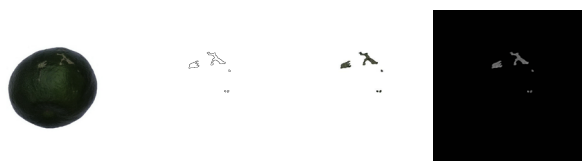
10 月下旬在湖南省园艺研究所采摘桫柑蓟马、花潜金龟子、吸果夜蛾、侧多食跗线螨、桫柑炭疽病等成熟初期果实病虫害样本 300 个, 每个病虫害样本各 60 个, 随机抽取训练样本和测试样本各 30 个, 形成 5 类病虫害训练样本和测试样本各 30 组样本, 并轻轻擦除样本表面灰尘, 防止病虫害为害状幅度谱特征受到影响。相机为索尼 DSC-H20 数码相机, 计算机为 Lenovo PIV2.13G cpu, 内存 512 M, 分析软件为 R2010a。

### 2.2 试验方法与结果

在晴天上午 09:00 自然光照条件下用索尼 DSC-H20 数码相机拍摄样本图像, 对图像进行  $512 \times 512$  像素大小裁切、背景去除、为害状边缘改进型分水岭算法检测与标记、标记区域内的傅里叶变换幅度谱图像截取操作, 产生用于病虫害图像识别的幅度谱截图。图 1 示出了 5 种病虫害各 1 个样本为害状边缘检测、为害状及其幅度谱截图结果。



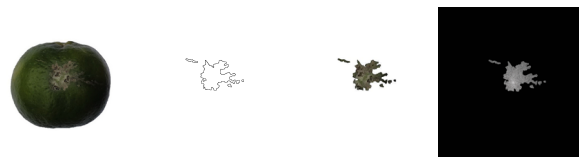
a. 桫柑蓟马为害果、为害状边界、为害状、为害状幅度谱图  
a. Damage fruit, image boundary of damage pattern, damage pattern, amplitude components of damage pattern of *Pezothrips Kellyanus*



b. 花潜金龟子为害果、为害状边界、为害状、为害状幅度谱图  
b. Damage fruit, image boundary of damage pattern, damage pattern, amplitude components of damage pattern of *Oxycetonia Jucunda*



c. 吸果夜蛾为害果、为害状边界、为害状、为害状幅度谱图  
c. Damage fruit, image boundary of damage pattern, damage pattern, amplitude components of damage pattern of *Oraesia Emarginata*



d. 侧多食跗线螨为害果、为害状边界、为害状、为害状幅度谱图  
d. Damage fruit, image boundary of damage pattern, damage pattern, amplitude components of damage pattern of *Polyphagotarsonemus Latus*



e. 桫柑炭疽病为害果、为害状边界、为害状、为害状幅度谱图  
e. Damage fruit, image boundary of damage pattern, damage pattern, amplitude components of damage pattern of *Colletotrichum Gloeosporioides Penz*

图 1 病虫害为害状幅度谱图

Fig.1 Amplitude components of damage pattern

取  $\varepsilon = \frac{n}{K}$ ,  $n = 2^t (t=1, 2, \dots, 9)$ ,  $K=512$ , 用边长为  $\varepsilon$  的正方形覆盖幅度谱截图, 统计该正方形内非黑色像素数  $N_{ij}$  ( $i, j=1, 2, \dots, 2^{9-t}$ ), 概率测度  $p_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum N_{ij}}$ , 式中  $\sum N_{ij}$  为幅度谱截图非黑色像素总数。依据式 (3) 计算  $\chi_q(\varepsilon)$ , 考虑到计算量大小, 又不失一般性, 选  $q=\pm 1, \pm 3, \pm 5, \pm 7, \pm 9$ , 作反映是否存在幂律关系的 5 种病虫害为害状傅里叶变换幅度谱的  $\ln \chi_q(\varepsilon) - \ln \varepsilon$  曲线, 每种病虫害为害状傅里叶变换幅度谱  $\ln \chi_q(\varepsilon) - \ln \varepsilon$  曲线具有相似性, 如图 2 所示, 其曲线均为通过原点的射线段, 表明 5 种病虫害为害状区域傅里叶变换幅度谱都具有分形特征。

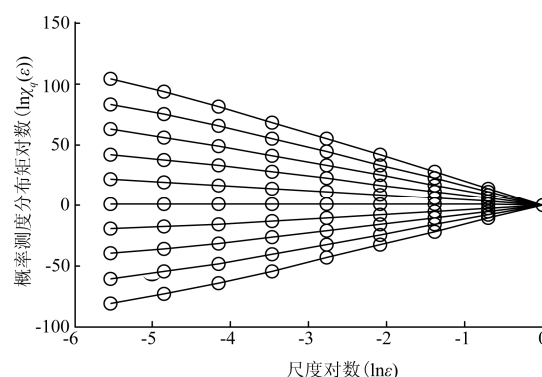


图 2 桫柑蓟马为害状幅度谱  $\ln \chi_q(\varepsilon) - \ln \varepsilon$  曲线  
Fig.2  $\ln \chi_q(\varepsilon) - \ln \varepsilon$  curve of amplitude components of *Pezothrips Kellyanus* damage pattern

由式 (10) 可知,  $\ln \chi_q(\varepsilon) - \ln \varepsilon$  曲线的斜率为  $\tau(q)$ , 再根据式 (12)、式 (13) 作 5 种病虫害为害状傅里叶变换幅度分形谱  $f(\alpha) - \alpha$  图, 图 3 给出了 5 种病虫害各 1 个样本的分形谱  $f(\alpha) - \alpha$  曲线。

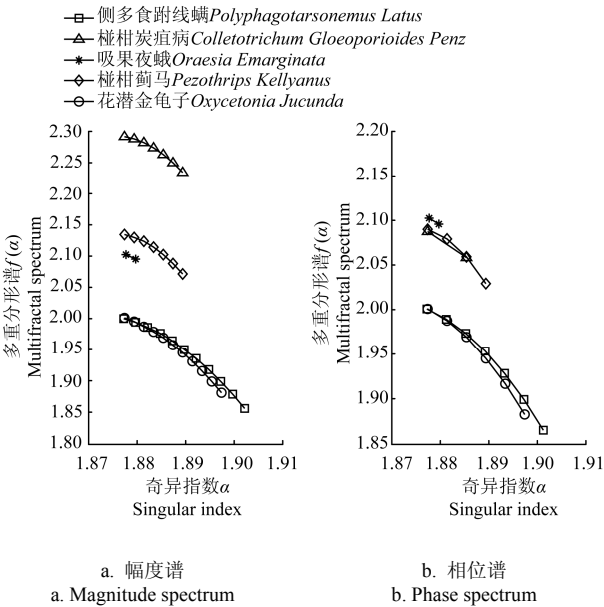


图3 病虫害 $f(\alpha)$ - $\alpha$ 曲线

Fig.3  $f(\alpha)$ - $\alpha$  curve of pests and insects disease

为识别病虫害，以标记区域傅里叶变换幅度多重分形谱高度  $\Delta f(\alpha)$ 、宽度  $\Delta \alpha$ 、抛物线质心坐标  $C(\alpha_c, f(\alpha_c))$  作为输入变量  $x_1 \sim x_4$ ，建立  $4 \times 8 \times 13$  层 BP 神经网络病虫害识别模型，隐层输出为  $u_j = f_1[\sum_{i=1}^4 (w_{ij}x_i) - b_1^{(j)}]$ ，

网络输出为  $y = f_2[\sum_{j=1}^{10} (v_j u_j) - b_2]$ ，式中，正切符号函数  $f_1 = \text{tansig}$  和线性函数  $f_2 = \text{purelin}$  分别为隐层节点和输出层节点传递函数， $w_{ij}$ 、 $v_j$  分别为输入层至隐层和隐层至输出层的连接权值， $b_1^{(j)}$ 、 $b_2$  分别为隐层和输出层的阈值。

5 类病虫害 30 组训练样本在神经网络输出误差小于 0.001 时学习结束，对 5 类病虫害 30 组测试样本进行测试，结果如表 1 所示，吸果夜蛾识别正确率最高 96.67%，侧多食跗线螨识别正确率最低 86.67%，平均识别正确率为 92.67%。

表 1 测试结果  
Table 1 Testing results

测试样本 Testing samples	椴柑蓟马 <i>Pezothrips Kellyanus</i>	花潜金龟子 <i>Oxycetonia Jucunda</i>	吸果夜蛾 <i>Oraesia Emarginata</i>	侧多食跗线螨 <i>Polyphagotarsonemus Latus</i>	椴柑炭疽病 <i>Colletotrichum Gloeoporioides Penz</i>
识别正确率 Accurate rate of recognition/%	90	93.33	96.67	86.67	90

2.3 分析

椴柑蓟马 (*Pezothrips Kellyanus*) 在椴柑果面锉吸果皮细胞，形成果面银色锉伤疤痕；花潜金龟子 (*Oxycetonia Jucunda*) 啃食幼果，留下面啃食机械伤；吸果夜蛾 (*Oraesia Emarginata*) 以口针刺破果面吸食汁液，部分针孔形成深褐色干疤；侧多食跗线螨 (*Polyphagotarsonemus Latus*) 以成螨、若螨刺吸为害果实，产生银色或灰白色龟裂纹的薄膜状疤痕；椴柑炭疽病 (*Colletotrichum Gloeoporioides Penz*) 干疤型在果面形成稍凹陷褐色病斑<sup>[25]</sup>。5 种病虫害为害状与果面正常部位色泽不同，这些为害状能通过基于灰度梯度的改进型分水岭算法较精确地检测其边缘，但分水岭算法不可避免地产生过分割现象，需在边缘检测的基础上进行区域合并操作来保证区域的完整性，如图 1 所示。

傅里叶变换标记区域内幅度谱多重分形一方面因选取标记区域内幅度谱信息而使其尽可能减少其他区域的影响，且计算消耗小，另一方面融合了幅度谱中频率累计信息和分布信息，信息表达更充分，同时每一种病虫害的  $\ln \chi_q(\epsilon) - \ln \epsilon$  曲线都呈放射线状，因而在尺度因子  $\epsilon$  的取值范围内保持了良好的标度不变性，因而具备分形特征，如图 2 所示，标度不变区间较基于为害状边界的多重分形大幅

度增宽<sup>[26]</sup>。

观察 5 类病虫害 30 组测试样本分形谱，如图 3a 所示，5 条抛物线段无重叠现象，仅侧多食跗线螨和花潜金龟子谱线存在部分交叉，这是两虫害为害状区域内各色泽在该区域内分布的均匀化程度不同所致；椴柑炭疽病、椴柑蓟马谱线段形状相似，但位置明显不同，是由于病虫害为害状区域内各色泽在该区域内分布的均匀化程度相似所形成，这种多重分形谱的总体特性正是获得高的识别正确率的根本保障。因此，选取分形谱高度、宽度及质心坐标为病虫害特征值很大程度上避免了识别特征参数的交叉重叠问题。比较病虫害为害状傅里叶变换相位谱的多重分形特征，如图 3b 所示，分形谱抛物线段失去了彼此相离独立的优势，以此为依据进行病虫害识别误判率势必很高，基于傅里叶变换频谱的多重分形病虫害识别以幅度谱多重分形效果为佳。

多重分形谱是重分形的关键性结果，其抛物线段形状是否相似、位置是否交叉重叠直接决定着病虫害识别正确率。

3 结论与讨论

1) 多重分形谱参数包括形状参数和位置参数 2 类，多条分形谱线是否重叠或交叉取决于这

2 类参数的大小。分形谱高度形状参数描述覆盖幅度谱截图的各正方形内非黑色像素数随正方形边长  $\varepsilon$  减小时的变化幅度, 宽度形状参数表达这种变化幅度的整体波动情况, 分形谱质心位置参数则反映变化幅度的平均状态。5 类病虫害分形谱线中仅侧多食跗线螨和花潜金龟子谱线存在部分交叉, 其他分形谱线形状不相似、位置不重叠不交叉, 这为病虫害识别正确率的提高提供了保障。

2) 桧柑果实病虫害为害状区域的傅里叶变换幅度多重分形谱拟合抛物线的高度、宽度 2 个形状参数和质心坐标参数作为病虫害识别特征参数进行病虫害识别, 最高识别正确率为 96.67%, 平均识别正确率为 92.67%, 较病虫害为害状区域的傅里叶变换相位多重分形谱和病虫害为害状边缘的多重分形谱病虫害识别正确率高, 更能精确地表达病虫害的典型特征。

3) 侧多食跗线螨和花潜金龟子果实虫害为害状区域的傅里叶变换幅度多重分形谱线存在部分交叉是由 2 种虫害的形状参数和位置参数 2 类参数彼此接近所致, 提高这 2 种虫害的机器识别正确率, 除保留原形状和位置 2 类识别参数外, 可考虑增加多重分形谱线的曲率作为识别参数, 是因为二者仅仅是部分交叉, 而非重叠, 曲率值自然不同。

以果实病虫害为害状区域的傅里叶变换幅度多重分形谱高度、宽度及质心坐标作为病虫害识别参数来识别病虫害的方法具有嫁接性, 可应用于其他植物的病虫害机器识别。

#### [参 考 文 献]

- [1] 蔡明段, 彭成绩. 柑橘病虫害原色图谱[M]. 广州: 广东科技出版社, 2008.
- [2] 李震, 洪添胜, 曾祥业, 等. 基于 K-means 聚类的柑橘红蜘蛛图像目标识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23): 147—153.  
Li Zhen, Hong Tiansheng, Zeng Xiangye, et al. Citrus red mite image target identification based on K-means clustering[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(23): 147—153. (in Chinese with English abstract)
- [3] 王守志, 何东健, 韩金玉. 基于并行点火 PCNN 的玉米病害彩色图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(11): 148—153.  
Wang Shouzhi, He Dongjian, Han Jinyu. Color image segmentation method for corn diseases based on parallelized firing PCNN[J]. Trans of the CSAM, 2011, 42(11): 148—153. (in Chinese with English abstract)
- [4] 胡秋霞, 田杰, 何东健, 等. 基于改进型 C-V 模型的植物病斑图像分割[J]. 农业机械学报, 2012, 43(5): 157—161.  
Hu Qiuxia, Tian Jie, He Dongjian, et al. Segmentation of plant lesion image using improved C-V model[J]. Trans of the CSAM, 2012, 43(5): 157—161. (in Chinese with English abstract)
- [5] Mr J Vijayakumar, Dr S Arumugam. Early detection of powdery mildew disease for betelvine plants using digital image analysis[J]. International Journal of Modern Engineering Research, 2012, 2(4): 2581—2583.
- [6] Vijayakumar J, Arumugam S. Powdery mildew disease identification for vellaikodi variety of betelvine plants using digital image processing[J]. European Journal of Scientific Research, 2012, 88(3): 409—415.
- [7] Mr J Vijayakumar, Dr S Arumugam. Recognition of powdery mildew disease for betelvine plants using digital image processing[J]. International Journal of Distributed and Parallel Systems, 2012, 3(2): 231—241.
- [8] Ilaria Pertot, Tsvi Kuflik, Igor Gordon, et al. Identifier: A web-based tool for visual plant disease identification, a proof of concept with a case study on strawberry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 84(6): 144—154.
- [9] Zhang Weidan, Teng Guifa, Wang Chunshan. Identification of jujube trees diseases using neural network[J]. Optik, 2013, 124(11): 1034—1037.
- [10] Muhammad A H, Nooritawati M T, Shah Rizam M S B. A comparative study in kernel-based support vector machine of oil palm leaves nutrient disease[C]// Ahmad K M. Procedia Engineering. Amsterdam: Elsevier Ltd, 2012. 1353—1359.
- [11] Juan Gómez-Sanchis, José D. Martín-Guerrero, Emilio Soria-Olivas, et al. Detecting rottenness caused by *Penicillium* genus fungi in citrus fruits using machine learning techniques[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 780—785.
- [12] 虎晓红, 李炳军, 刘芳. 多颜色空间中玉米叶部病害图像图论分割方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(2): 177—181.  
Hu Xiaohong, Li Bingjun, Liu Fang. Image segmentation based on graph theory in multi-color space for maize leaf disease[J]. Transactions of the CSAM, 2013, 44(2): 177—181. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刁智华, 王欢, 宋寅卯, 等. 复杂背景下棉花病叶害螨图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 147—152.

- Diao Zhihua, Wang Huan, Song Yinmao, et al. Segmentation method for cotton mite disease image under complex background[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(5): 147—152. (in Chinese with English abstract)
- [14] 温长吉, 王生生, 于合龙, 等. 基于改进蜂群算法优化神经网络的玉米病害图像分割[J]. 农业工程学报, 2013, 29(13): 142—149.
- Wen Changji, Wang Shengsheng, Yu Helong, et al. Image segmentation method for maize diseases based on pulse coupled neural network with modified artificial bee algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(13): 142—149. (in Chinese with English abstract)
- [15] 傅泽田, 苏叶, 张领先, 等. 基于自适应双阈值的蔬菜病害知识视频分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(9): 148—155.
- Fu Zetian, Su Ye, Zhang Lingxian, et al. Method of video segmentation for vegetable disease based on self-adaptive dual thresholds[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(9): 148—155. (in Chinese with English abstract)
- [16] 张建华, 祁力钧, 冀荣华, 等. 基于粗糙集和 BP 神经网络的棉花病害识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 161—167.
- Zhang Jianhua, Qi Lijun, Ji Ronghua, et al. Cotton diseases identification based on rough sets and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(7): 161—167. (in Chinese with English abstract)
- [17] 温芝元, 曹乐平. 基于补偿模糊神经网络的脐橙不同病虫害图像识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(11): 152—157.
- Wen Zhiyuan, Cao Leping. Image recognition of navel orange diseases and insect pests based on compensatory fuzzy neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(11): 152—157. (in Chinese with English abstract)
- [18] Tushar H Jaware, Ravindra D Badgujar, Prashant G Patil. Crop disease detection using image segmentation[J]. World Journal of Science and Technology, 2012, 2(4): 190—194.
- [19] Bashir S, Sharma N. Remote area plant disease detection using image processing[J]. IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering, 2012, 2(6): 31—34.
- [20] Maharjan G, Takahashi T, Zhang S H. Classification methods based on pattern discrimination models for web-based diagnosis of rice diseases[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2011, 1(1): 48—56.
- [21] Santanu Phadikar, Jaya Sil, Asit Kumar Das. Rice diseases classification using feature selection and rule generation techniques[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 90(1): 76—85.
- [22] 邹修国, 丁为民, 刘德营, 等. 基于改进 Hu 矩和遗传神经网络的稻飞虱识别系统[J]. 农业机械学报, 2013, 44(6): 222—226.
- Zou Xiuguo, Ding Weimin, Liu Deyin, et al. Recognition system of rice planthopper based on improved hu moment and genetic algorithm optimized bp neural network[J]. Trans of the CSAM, 2013, 44(6): 222—226. (in Chinese with English abstract)
- [23] Stegmayer G, Milone D H, Garran S, et al. Automatic recognition of quarantine citrus diseases[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(9): 3512—3517.
- [24] 闫光辉, 李战怀, 党建武. 基于多重分形的聚类层次优化算法[J]. 软件学报, 2008, 19(6): 1283—1300.
- Yan Guanghui, Li Zhanhuai, Dang Jianwu. Finding natural cluster hierarchies based on multiFractal[J]. Journal of Software, 2008, 19(6): 1283—1300. (in Chinese with English abstract)
- [25] 秦元霞. 柑橘访花昆虫种类及橘园蓟马的种类、为害发生规律与防治研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2010.
- Qin Yuanxia. Study on Species of Citrus Flower — Visiting Insect and Species, Damage, Occurrence Regularity and Controlling Efficiency of Thrips in Citrus or Chards[D]. Dissertation of Master's Degree. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [26] 温芝元, 曹乐平. 柑橘病虫害的机器识别[J]. 工程数学学报, 2012, 29(5): 641—646.
- Wen Zhiyuan, Cao Leping. Machine identification of disease and insect pest of citrus fruit[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2012, 29(5): 641—646. (in Chinese with English abstract)

## Citrus fruits diseases and insect pest recognition based on multifractal analysis of Fourier transform spectra

Wen Zhiyuan<sup>1</sup>, Cao Leping<sup>2\*</sup>

(1. College of Science, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China; 2. Hunan Biological and Electromechanical Polytechnic, Changsha 410127, China)

**Abstract:** Plant pests and diseases image recognition is one of the key technologies of digital agricultural information collection and processing. Usually, based on pest infestation-like plant, it is carried out according to the size, shape, color, texture, etc., or a combination of several parameters. Machine recognition of diseases and insect pests needs to use digitalized characteristics without overlapping. Multi-fractal analysis of Fourier transform spectra was adopted to investigate the possibility of extraction of damage pattern characteristics for *Citrus reticulata* Blanco var. Ponkan. First, images of the boundary of a damaged pattern are extracted with an improved watershed algorithm and region merging. Secondly, a Discrete Fourier Transform (DFT) was applied to the damaged fruit image. With reference to the boundary of a damaged pattern, a fruit image magnitude spectrum was extracted. Thirdly, a fruit image magnitude spectrum was multi-fractally analyzed and the multi-fractal spectrum of DFT magnitude spectrum was quadratic fitted. Height, width, and centroid coordinate of a fitting parabolic section were chosen feature values to identify the diseases and insect damage of fruits, with these three feature values as inputs of a BP neural network identifying diseases and insect damage of Ponkan, and the accuracy was up to 92.67%. Finally, the amplitude spectrum of the Fourier transform was adopted for multifractal analysis and multi-fractal spectrum of a quadratic fit; fit parabola segment height, width, and centroid coordinates were regarded as pests' Eigen values, and then used as input variables to establish a BP citrus pest identification neural network model for pest identification. Among 5 classes of pests, in 30 groups of test samples, such as *Pezothrips Kellyanus*, *Oxycetonia Jucunda*, *Oraesia Emarginata*, *Polyphagotarsonemus Latus*, *Colletotrichum Gloeoporioides* Penz, the highest recognition rate was for *Oraesia Emarginata*, that is 96.67%, *Polyphagotarsonemus Latus* was the lowest at 86.67%, and the average correct recognition rate was 92.67%. The test came to the conclusion that the height, width, and centroid of a multi-fractal spectrum of a Fourier transform spectrum of damaged fruit image better illustrates the features of the disease and insect damage of fruits, such as a complicated biological entity. This method is possibly applicable to automatic recognition of disease and insect damage of *Citrus reticulata* Blanco var. Ponkan, and it's able to be applied to disease and insect damage recognition for other plants.

**Key words:** image recognition, diseases, fruits, insect pests, 2-D FFT, magnitude spectrum, multifractal

(责任编辑: 刘丽英)