

# 番茄缺素叶片的图像特征提取和优化选择研究

毛罕平, 徐贵力, 李萍萍

(江苏大学)

**摘 要:** 在基于计算机视觉技术对无土栽培番茄营养元素缺乏智能识别研究中, 对不易被肉眼判别的缺氮和缺钾初期叶片进行图像特征的提取和优化选择研究, 以提高识别的准确率。提出了应用相对差值百分率直方图提取缺素叶片的颜色特征, 应用差分算子提取纹理的时域特征、应用傅里叶变换提取纹理的频域特征、应用小波包提取纹理的时频特征等的新方法, 并新提出从颜色和纹理时域、频域、时频域等多个角度集成提取缺素叶片图像的有效特征, 利用遗传算法对提取的众多特征项进行优化选择, 以使诊断识别用的信息分类能力最优。试验表明, 该方法识别的准确率较高, 达到 95% ~ 92.5%, 而且可以比肉眼识别提前 6~10 d。

**关键词:** 营养元素缺乏; 图像识别; 特征提取; 特征选择; 番茄; 叶片

**中图分类号:** S126; TP274

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-6819(2003)02-0133-04

## 1 引 言

无土栽培中经常出现作物缺乏某种营养元素的现象, 特别在开花结果期间。这会严重影响作物质量和产量, 甚至绝产。在缺素初期, 大量元素缺乏中的缺氮和缺钾与正常叶片相似, 它们的微弱病症不易觉察, 专家也很难确诊。用计算机视觉技术及时智能识别诊断并采取相应措施, 可以把损失降到较低点。

关于图像颜色特征提取方法研究在其他领域已开展了一些研究。李庆中等<sup>[1]</sup>利用苹果颜色直方图部分区域的均值作为分类器的输入特征, 实现对苹果的分级。Tao Y 等<sup>[2]</sup>直接利用颜色直方图的均值作为颜色特征对土豆和苹果进行分级。穗波信雄等<sup>[3]</sup>利用计算机视觉技术分别对缺乏钙、铁、镁营养元素的茨菇叶片进行了一些基础研究, 他们利用直方图分析了颜色特征, 又用阈值法分割出叶片上病态部分和正常部分, 并计算出两者的面积比作为特征。他们提取的特征不明显, 较难区分缺素病。Yutaka Sasaki 等<sup>[4]</sup>研究了一种有病斑叶片的病斑部分和正常部分反射光谱曲线来判别作物的病因。作者<sup>[5]</sup>对缺素叶片彩色图像颜色特征的提取进行了研究, 提出了用相对差值百分率直方图法提取缺素叶片图像的颜色特征。除此之外, 国内外科技人员还未进行过有关缺素叶片图像的纹理特征提取和计算机视觉技术在作物缺素诊断方面的深入研究。

作物缺素症状主要体现在叶片的颜色<sup>[6,7]</sup>和纹理上, 从缺氮与缺钾中后期叶片表现的缺素症状可以推断出缺素初期症状体现在叶片颜色的差异, 只是由于肉眼分辨颜色的能力有限(肉眼的颜色分辨率为 40 级, CCD 摄像头的分辨率为 3 × 256 级)未能明显观察出来它们的差别, 所以就番茄缺素症状体现的颜色特征进行提取研究。另外颜色的变化会形成纹理, 则缺素症状在叶片

上也会形成一定的纹理特征, 所以也可以就缺素叶片的纹理症状进行特征提取研究。

通过观察已出现明显症状的缺素中后期叶片纹理特征发现, 纹理特征具有颜色差、周期性和局部斑点。因此作者提出: 应用差分算子提取缺素初期症状微弱的时域内颜色差纹理特征; 进一步应用傅里叶变换在频域内提取缺素症状体现出来的周期规律的纹理特征; 应用特别适合于提取瞬态反常信号的小波包法进一步挖掘缺素初期的局部斑点表现出来的时频纹理特征。这样从颜色和纹理的时域、频域、时频域多个角度提取特征和优化组合, 以保证能够比较全面地反映缺素症状, 从而更可靠更精确地识别缺素叶片。

## 2 缺素图像特征的提取研究

### 2.1 颜色特征提取研究

作者已在文献[5]中详细介绍了相对差值百分率直方图法提取的颜色特征, 得出以下计算式<sup>[5]</sup>

$$RC_{xy}(b) = (pp_x(b) - pp_y(b)) / \ln \{pp_x(b), pp_y(b)\} \quad (1)$$

式中  $pp(b) = P(b) / \sum_{b=n}^m P(b)$  —— 叶片部分的颜色区间;  $b$  —— 图像的颜色值;  $P(b)$  —— 图像中具有该颜色值的像数个数;  $pp_x(b)$ 、 $pp_y(b)$  —— 不同种类叶片  $x$ 、 $y$  的  $pp(b)$  值;  $RC_{xy}(b)$  —— 相对差值百分率。

### 2.2 纹理特征的提取

#### 2.2.1 差分百分率直方图法提取纹理特征

由缺素中后期叶片与正常叶片相比表现出较强的颜色差异, 可以推断出缺素初期病症(病斑)会形成一定的颜色差, 这些颜色差在叶片上形成一定的纹理特征, 可以利用适合于提取由颜色差形成纹理的差分算子提取缺素初期症状微弱的时域内纹理特征。

现有的差分算子有梯度算子、罗伯特(Robert)算子、索伯尔(Sobel)算子和拉普拉斯算子等。对于缺素初期叶片, 由于症状不明显, 又加上正常叶片本身纹理就比较乱, 所以无法从理论上指导用哪一种算子可以较好地提取出缺素症状, 只能通过试验对比。研究发现, 只有

收稿日期: 2002-07-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(30270774); 江苏省自然科学基金项目(BK2001089)

作者简介: 毛罕平(1961-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 镇江市江苏大学机械学院, 212013。Email: maohanp@mail.china.com

一阶差分的罗伯特算子能基本上提取出缺素叶片纹理特征。一阶差分的基本形式可以有水平方向的  $\Delta_1 f(i, j)$ 、垂直方向的  $\Delta_2 f(i, j)$ 、45° 斜向的  $\Delta_3 f(i, j)$  和 135° 斜向的  $\Delta_4 f(i, j)$ ，它们分别为：

$$\begin{cases} \Delta_1 f(i, j) = f(i, j) - f(i - 1, j) \\ \Delta_2 f(i, j) = f(i, j) - f(i, j - 1) \\ \Delta_3 f(i, j) = f(i - 1, j - 1) - f(i, j) \\ \Delta_4 f(i, j) = f(i - 1, j) - f(i, j - 1) \end{cases} \quad (2)$$

式中  $f(i, j)$  —— 数字图像中  $(i, j)$  点的灰度。

因缺素叶片纹理方向没有规律，所以本文提出一种最大化差分算子  $R(i, j)$ ：

$$R(i, j) = \max \{ |\Delta_1 f(i, j)|, |\Delta_2 f(i, j)|, |\Delta_3 f(i, j)|, |\Delta_4 f(i, j)| \} \quad (3)$$

该算子不受纹理方向影响，只取 4 个方向中最大的差分值，这样能较好地避开杂乱的纹理方向对提取特征的影响。用最大化差分算子对缺素叶片图像各个像素进行差分运算，可得到差分图像。再利用类似于相对差值百分率直方图法提取缺素叶片颜色特征的思想可以提取出缺素症状体现出来的有效纹理特征。

## 2.2.2 傅里叶变换法

纹理在图像上呈现出一定的周期性和方向性，或者说它在图像空间具有一定的发生频率。因此对图像进行频谱分析可以提取出图像纹理特征。可以利用傅里叶变换法把缺素叶片图像变换到频域中，在频域内分析缺素症状体现出来的周期规律特征。图像的傅里叶变换为：

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp[-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})] \\ u = 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad v = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (4)$$

式中  $f(x, y)$  —— 数字图像； $x, y$  —— 时域中图像的横、纵坐标轴； $F(u, v)$  —— 频域图像谱，通常  $F(u, v)$  —— 两个实频率变量  $u$  和  $v$  的复值函数，频率  $u$  是对应  $x$  轴，频率  $v$  是对应  $y$  轴。

结合缺素叶片的 3 个不利影响因素，提出对频域图像谱进行统计分析和相关系数分析，以及通过研究对傅里叶传统的圆周向谱能量计算方法进行改进，提出了适合于长方形图像的相似长方环法计算傅里叶周向谱能量。基于该计算方法的傅里叶长方环周向谱能量百分比法(式(5))能够提取出缺素叶片的有效纹理特征，试验验证该方法提取的特征要远远好于以传统傅里叶周向谱计算方法为基础的圆环周向谱能量百分比法提取的特征。

设叶片大小为  $L \times W$ ，图像中心为  $(\frac{L}{2}, \frac{W}{2})$ ，则每个长方环能量百分比  $f_{hi}$  为：

$$f_{hi} = \frac{E_i}{E} \quad (5)$$

$$\text{其中 } E_i = \begin{cases} |F(u, v)|^2 & \left| u - \frac{L}{2} \right| < \frac{L}{2M} \cdot (i+1); \\ \frac{L}{2M} \cdot i & \left| v - \frac{W}{2} \right| < \frac{W}{2M} \cdot (i+1). \end{cases}$$

图 1 为采用该方法提取的纹理特征区分效果图。

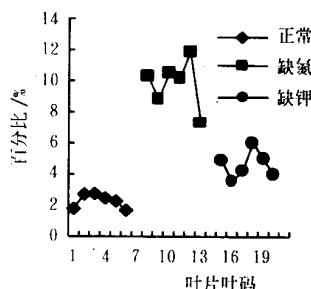


图 1 长方环周向谱能量百分比法区分效果图  
Fig 1 Results of distinguishing leaves by FFT

## 2.2.3 小波包分解法

由缺钾中后期叶片在叶缘区域有零星的斑点，可以推断出缺钾初期微弱的症状体现于总体平坦叶面上突现的一些奇异点，则可以利用特别适合于提取瞬态反常信号的信号分析显微镜——小波分析法进一步挖掘缺素症状表现出来的时频特性。

小波变换的实质是把能量有限信号  $f(t)$  分解到小波空间上去。小波变换是一线性算子，它把信号分解呈现在不同尺度的多个分量上。所以本研究认为可以结合小波变换的特点来提取缺素叶片的时频特征，也就是计算各个分支图像的能量占叶片图像总能量的比值  $f_{tj}$  作为特征，即：

$$f_{tj} = \frac{E_j}{E} \quad (6)$$

其中  $E_j = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (A_{mn}^j)^2$ ， $A_{mn}^j$  ——  $j$  分支图像  $(m, n)$  点的模值。试验验证，利用小波包分解法可以提取出缺素叶片的有效特征，图 2 为小波包法的区分效果图。

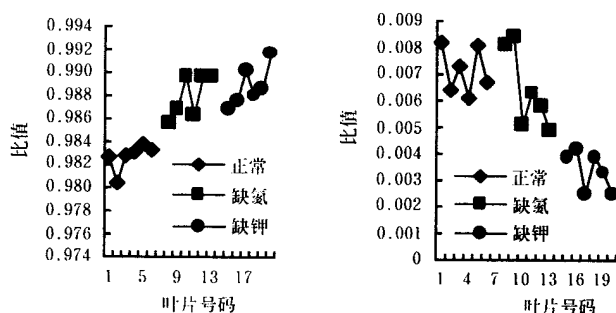


图 2 小波包法提取的特征区分效果图  
Fig 2 Results of distinguishing leaves by wavelet packet

## 3 遗传算法对特征项的优化组合

对模式识别而言，输入的特征项并非越多越好，重复和次要的特征项会使特征组合的分类能力下降；另外输入的特征项增加，则分类器要求的训练样本数量会呈指数关系增长<sup>[8,9]</sup>。所以对提取的众多体现缺素症状的颜色和纹理特征项需要进行优化选择，如何选择出对缺素叶片分类能力强的特征组合是后面模式识别面临的关键问题。

一种蛮干的方法是对每一种由  $N$  个特征项组合的

子集(数量为 $C_N^n$ ,  $0 < n < N$ )都进行测试它们的分类错分率, 再根据这些错分率, 来评价这些子集的分类能力, 最后, 选择一组具有最低错分率的子集。除了一些非常简单的模式识别外, 使用这种方法的最大问题是计算量太大, 在实际中, 这种蛮干的方法往往行不通。本文认为特征的选择相当于优化组合的过程, 所以可以利用特别适合于优化组合的遗传算法(Genetic Algorithm, 缩写为 GA)进行特征项的优化选择。遗传算法是当前比较理想的优化方法, 它寻优效率高、易于跳出局部次优解和无需建立优化方程, 比较适合于解决缺素叶片众多特征项的优化组合问题。

本文以遗传算法对用于区分正常叶片类和缺素叶片类(缺氮与缺钾初期)的特征项进行优化选择的研究为例。遗传算法对图像特征项优化组合的运算过程如图 3 所示。

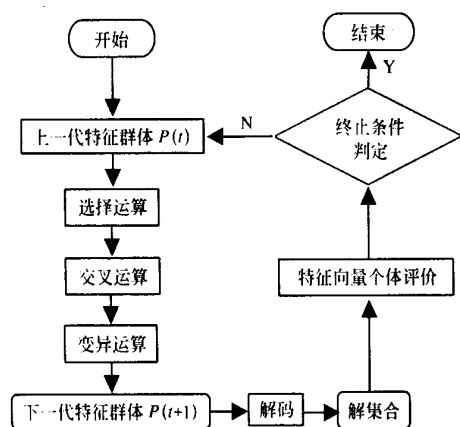


图 3 遗传算法进行特征项选择的运算过程

Fig. 3 Flow chart of selecting features by Genetic Algorithm

### 3.1 特征项个体编码和初始群体生成

依据区分效果和兼顾多角度的特征项原则, 从提取的颜色和纹理特征项中选择出 12 个作为区分缺素叶片类与正常叶片类的特征优化选择对象, 它们是按式(1)计算的相对差值百分率直方图法提取的 6 个颜色特征, 按式(3)计算的差分百分率直方图法提取的 2 个纹理特征, 按式(5)计算的傅里叶长方环周向谱能量百分比法提取的 2 个纹理特征, 和按式(6)计算的小波包分解法提取的 2 个纹理特征。把这些特征项排列好顺序, 采用二进制“0”和“1”与之对应进行编码, 由于共有 12 个特征, 所以染色体的长度 $L = 12$ , 染色体的每一个基因对应相应次序的特征项, 即当染色体中的某个基因为“1”时, 表示该基因对应的特征项已被选用, 反之“0”时, 表示该特征项未被选用。例如染色体(个体)000100010000 表示第 4 和第 8 个特征项被选用, 这样就以这两个特征项组合作为个体, 进行个体适应度的计算。

取每代群体个数 $M = 20$ ; 利用随机函数产生 20 个染色体组成初始群体, 也可以根据经验编制出 20 个个体作为初始群体。后者寻优速度快, 收敛到最优解的时间短。一般进化的代数 $T = 100 \sim 1000$ , 取 $T = 800$ 。

### 3.2 特征群体中个体适应度的确定

特征项优化组合的目的是找出分类能力最强的特

征组合(特征向量), 因此我们需要一个定量准则来衡量特征群体中每个个体的特征组合分类能力。人们会自然想到以分类的错误率为标准, 求取错误率最小的一组特征组合为最好的优化组合特征。从理论上是可行的, 但在实践中有很大困难。一般情况下, 类条件分布密度不知道, 即使类条件分布密度已知, 错误概率的计算也很复杂<sup>[8]</sup>。所以希望找到更实用的标准。各类样本之所以可以分开是因为它们处于特征空间中的不同区域, 这些区域之间的距离越大, 可分性越大(即不同类别间的离散度越大越有利于分类); 同一类别各样本相互间的距离越小可分性越大(即同类样本的离散度越小越有利于分类)。所以本文认为特征群体中个体特征向量的适应度函数 $J(x)$ 为:

$$J(x) = Sb - Sw \quad (7)$$

$Sb$  为类间距离:

$$Sb = ((u_i - u_j)(u_i - u_j)^T)^{\frac{1}{2}}, u_i = E[x_i], u_j = E[x_j] \quad (8)$$

式中  $x_i, x_j$  —— 分别是正常叶片类和缺素叶片类的特征向量;  $u_i, u_j$  —— 分别表示正常和缺素样本叶片的均值向量;  $Sw$  —— 类内距离。

$$Sw = \frac{1}{n_i} \sum_{i=1}^{n_i} ((x_i - u_i)(x_i - u_i)^T)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{n_j} \sum_{j=1}^{n_j} ((x_j - u_j)(x_j - u_j)^T)^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

适应度 $J(x)$  越大越好。为了消除每个特征值的量纲对适应度计算的影响, 把每种特征的样本特征值都利用式(10)转化为 0~1 之间, 即用 $x$  代替 $x_i$ 。

$$x = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (10)$$

式中  $x$  —— 每种特征项的任意样本特征值;  $x_{\min}, x_{\max}$  —— 分别为这种特征项中样本特征值的最小和最大值。取正常叶片类和缺素叶片类各 12 个样本, 利用式(7)、式(8)、式(9)、式(10) 就可以得出每个个体的适应度。

### 3.3 遗传操作和终止条件

经过对特征群体进行选择算子、交叉算子和变异算子的遗传操作, 得到下一代特征群体, 再计算每个个体的适应度, 返回到遗传操作, 直到运算到指定的最大代数, 遗传算法结束。或者当相邻代的平均适应度差值很小时就可以终止遗传操作, 也就是找到了最优特征组合。选最大代数 $T = 800$ , 此时最后两代的前 3 个个体(即最优保存个体)是一样的, 当继续增加代数 $T = 2000$  时, 优化的结果仍一样, 所以认为已经找到了最优解。

### 3.4 优化组合结果

对区分缺素叶片和正常叶片的 12 个特征项, 经过遗传算法优化组合后的最优个体编码为(101011000010), 根据该编码找到对应的特征项, 它们的是: 相对差值百分率直方图法提取的颜色特征(4 个)和小波包分解法提取的纹理特(1 个)。

同理对用于区分缺素叶片类中缺氮和缺钾的特征优化选择结果为: 相对差值百分率直方图法提取的颜色

特征 3 个和傅里叶长方环周向谱能量百分比法提取的纹理特征 1 个。

#### 4 识别结果

为了检验遗传算法对特征项优化组合的可靠性, 我们作了对比试验。首先把上面这个经过优化的特征组合作为模糊 K-近邻模式识别的输入特征向量, 利用测试集(每种叶片测试集是由各 40 个样本组成)检测出识别正常叶片的准确率为 95%; 把缺氮叶片识别为缺素叶片的准确率为 92.5%; 把缺钾叶片识别为缺素叶片的准确率为 92.5%。我们再从原来的 12 个特征中人为主观选择出 5 个特征项组合成特征向量也作为模糊 K-近邻模式识别的输入, 再利用测试集检测出识别正常叶片的准确率为 87.5%, 把缺氮叶片识别为缺素叶片的准确率为 70%; 把缺钾叶片识别为缺素叶片的准确率为 67.5%。可见前者优化的特征组合明显优于人工选择的特征组合分类能力。

研究发现, 本识别技术在缺素症状比较明显(能被肉眼判别)前就能够把它们识别出来: 对缺氮的识别可以比肉眼识别提前大约 6 d; 对缺钾的识别可以提前大约 10 d。这对生产来讲意义重大, 因为当缺素症状比较明显时, 再采取补救措施, 作物需要较长时间才能恢复正常, 而缺素初期就诊断医治, 可以大幅度降低生产损失。

#### 5 结 论

1) 应用差分算子提取缺素初期症状微弱的时域内颜色差纹理特征, 能较好地避开杂乱的纹理方向对提取特征的影响; 应用傅里叶变换能够提取出体现周期规律的缺素叶片有效纹理特征, 且傅里叶长方环周向谱能量

百分比法提取的特征要远远好于以传统傅里叶圆环周向谱能量百分比法提取的特征; 应用小波包法能进一步挖掘缺素初期的局部斑点表现出来的时频纹理特征。

2) 应用遗传算法能够对颜色和纹理的时域、频域、时频域多个角度提取特征进行优化组合, 以保证能够比较全面地反映缺素症状, 识别的准确率为 95%~92.5%, 明显优于人工选择的特征组合分类能力。

#### [参 考 文 献]

- [1] 李庆中等. 基于遗传神经网络的苹果颜色实时分级方法[J]. 中国图象图形学报, 2000, (9): 779~783.
- [2] Tao Y, Heinemann P H, Varghese Z, et al. Machine vision for color inspection of potatoes and apples[J]. Trans of the ASAE, 1995, 38(5): 1555~1561.
- [3] 穗波信雄等. 图像处理在植物生长信息提取中的应用[J]. 农业机械学会关西支部(日), 平成 4 年(第 72 号): 63~46.
- [4] Yutaka Sasakoi, Tsuguo Okamoto, et al. Automatic diagnosis of plant disease-recognition between healthy and diseased leaf[J]. 农业机械学会志, 1999, 61(2): 119~126.
- [5] 徐贵力, 毛罕平, 李萍萍. 缺素叶片彩色图像颜色特征提取的研究[J]. 农业工程学报, 2002, 18(4): 150~153.
- [6] 王鹤生. 花卉蔬菜无土栽培技术[M]. 长沙: 湖南科技出版社, 1997.
- [7] 邱强. 原色蔬菜营养诊断图谱[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1995.
- [8] 边肇祺, 张学工等. 模式识别[M]. 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] 朱志刚, 林学闯, 石定机等译. 数字图像处理(Kenneth R. Castan Digital Image Processing Prentice hall)[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998, 9: 445~449.

## Extracting and selecting features of leaf images for diagnosing nutrient deficiency diseases in tomatoes

Mao Hanping, Xu Guili, Li Pingping

(College of Machinery, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** Diagnosing nutrient deficiency diseases of tomatoes in soilless agriculture was studied. Image features that were not recognized by human eyes easily from nutrient deficient (N, K) tomato leaves were extracted and selected, so that diagnosing accuracy was improved. The color features of nutrient deficient tomato leaves were extracted by the percent color histogram method. The texture features of the leaves were extracted by the percent differential histogram method. The texture features of the frequency region were extracted by the Fourier Transform method. The texture features of the time-frequency region were extracted by the wavelet packet method. Application of genetic algorithm to select the above-mentioned features was studied in order to get the best information for diagnosing. The experimental results show that: the accuracy of this diagnosis system is higher, its accuracy reaches 95%~92%, and it can accurately diagnose diseases 6~10 d before their symptoms can be recognized by human eyes, and thus reduce damage to the agricultural products.

**Key words:** nutrient deficiency; image recognition; feature extraction; feature selection; tomato; leaf