

基于高斯分布改进 C-V 模型的植物病斑彩色图像分割

田 杰^{1,2}, 胡秋霞^{1,2}, 马孝义^{3*}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学信息工程学院, 杨凌 712100;
3. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 杨凌 712100)

摘 要: 为了使 C-V 模型能够准确快速分割植物病斑图像, 该文引入高斯混合模型来构建 C-V 模型, 针对基于加权颜色信息的 C-V 模型处理时间长, R、G、B 通道能量系数难确定等问题, 结合高斯混合模型和 C-V 模型对病斑图像进行分割。先选中病斑区域中一点, 以其 3×3 邻域像素均值作为 C-V 模型中曲线的内部能量均值; 利用高斯混合模型对病斑图像建模, 并采用高斯混合模型先验概率初始化 C-V 模型的水平集函数; 最后分别以图像 R、G、B 通道中目标和背景像素均值的比例作为 3 个通道的权值, 演化水平集函数的分割曲线。试验结果表明, 该方法能够有效地分割出植物病斑, 并在分割性能上优于基于加权颜色信息的 C-V 模型及传统 C-V 模型。本文的研究结果可为植物病斑分割提供参考。

关键词: 农作物, 图像处理, 模型, 高斯混合模型, C-V 模型

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.16.021

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-16-0166-08

田 杰, 胡秋霞, 马孝义. 基于高斯分布改进 C-V 模型的植物病斑彩色图像分割[J]. 农业工程学报, 2013, 29(16): 166-173.

Tian Jie, Hu Qiuxia, Ma Xiaoyi. Color image segmentation of plant lesion using improved C-V model based on Gaussian distribution[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(16): 166-173. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

植物病斑分割是农业病害图像诊断的重要内容, 目前各种图像处理技术已深入到植物病斑分割中。赖军臣等^[1]引入 G-MRF 模型对玉米叶部病斑图像进行分割研究, 李冠林等^[2]针对葡萄病叶病斑图像的特点, 提出了一种基于 K_means 硬聚类算法的彩色图像非监督分割方法, 毛罕平等^[3]用模糊 C 均值聚类方法对棉花病害分割进行了一定的研究, 祁广云等^[4]采用改进遗传算法提取大豆叶片病斑, 关海鸥等^[5]结合模糊逻辑推理规则和神经网络模型对马铃薯病斑进行分割研究, 田有文等^[6]对葡萄病叶图像采用数学形态学和二类模式识别方法进行了分割研究。现有研究表明农业病害图像由于噪声大, 图像背景复杂, 一般分割方法普遍存在普适性较差以及分割结果边缘模糊的缺点, 给后续进一步

的图像分析造成较大困难。

C-V 模型^[7-11]通常将灰度同质作为区域分离的准则, 用于高对比度的包含目标和背景 2 个不同均值区域的图像分割中, 对于背景复杂和非均匀性广泛存在的植物病斑图像的分割, C-V 模型并不太理想^[7-8]。文献[8]提出了基于加权颜色信息的改进 C-V 模型对植物病斑图像进行分割, 算法执行过程中需多次试探选取 R、G、B 图像通道系数, 难以确定最合适的系数, 且该算法运行时间长, 难以满足实时性要求。本文对这 2 点进行改进, 提出了基于高斯混合模型的 C-V 模型。首先, 选取病斑区域中的一点对其 3×3 邻域像素求平均值作为曲线内部能量的均值; 其次采用高斯混合模型对病斑图像建模, 并且将先前所选点所在像素的高斯分布作为目标区域, 其余高斯分布作为背景区域; 用高斯混合模型计算出来的各高斯分布先验概率作为 C-V 水平集中的符号距离函数的初值, 目标为正, 背景为负; 分别用彩色图像中 R、G、B 三个通道的目标与背景像素均值的比例对 3 个通道的能量进行加权, 比例大, 权值大, 比例小, 权值小, 用最终加权能量作为图像能量; 通过迭代求解水平集函数, 得到最终的病斑分割曲线。试验结果表明, 基于高斯混合模型的 C-V 模型分割方法可较准确提取植物病斑区域。

收稿日期: 2013-01-09 修订日期: 2013-07-15

基金项目: 国家科技支撑项目(2012BAD08B01); 国家自然科学基金项目(61003151)

作者简介: 田 杰(1979—), 男, 陕西周至人, 讲师, 主要从事图像分析方面的研究。杨凌 西北农林科技大学信息工程学院, 712100。

Email: tianblank@126.com。

*通信作者: 马孝义(1965—), 男, 陕西凤翔人, 教授, 博士, 主要从事农业水土工程方面的研究。杨凌 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 712100。Email: xiaoyimasl@yahoo.com.cn。

1 C-V 模型

Chan 和 Vese 等提出了 C-V 模型^[7-12]，用一条初始闭合轮廓线 C 就可检测出图像的内外边缘。设待分割的图像 I ，被主动轮廓^[12-17] C 划分为目标和背景 2 个区域 Ω_1 和 Ω_2 ，其能量泛函为

$$E(c_1, c_2, C) = \mu \oint_C ds + \lambda_1 \iint_{\Omega_1} (I - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_2} (I - c_2)^2 dx dy \quad (1)$$

式中， μ 、 λ_1 、 λ_2 为常数； C 为轮廓曲线； c_1 、 c_2 分别为图像 I 在当前曲线内部 Ω_1 和曲线外部 Ω_2 的强度平均值； $\mu \oint_C ds$ 为曲线 C 的全部长度，第二项和第三项用来计算 C 的内部区域和外部区域的强度均值。只有当 C 位于内部区域和外部区域交界时，式中第 2 项和第 3 项才能同时达到极小值。通过迭代求 c_1 和 c_2 ，便可求出使能量泛函 $E(c_1, c_2, C)$ 最小的轮廓曲线 C 。

2 基于高斯混合模型的 C-V 模型

文献[8]提出了基于加权颜色信息的改进 C-V 模型植物病斑图像分割方法，算法执行过程中需多次试探选取 R、G、B 图像通道系数，难以确定最合适的系数，且算法处理时间长，本文对这 2 点进行改进。选中某病斑目标点，计算其 3×3 邻域的 R、G、B 均值，并且将该点所在像素的高斯分布作为目标，其余高斯分布作为背景；计算彩色图像中 R、G、B 通道的目标与背景像素均值的比例，以此作为 3 个通道的能量权值，用最终加权能量作为图像能量；然后通过变分法或梯度下降法得到水平集函数的演化方程，当水平集函数停止演化时，所得到的零水平集对应点的集合即为所求轮廓线 C 。

2.1 高斯混合模型

高斯混合模型^[18-23]是一种逼近图像像素直方图的概率模型。设灰度图像 I 是定义在点阵 S 上的随机场， I 中有 K 个不同区域，且在第 i 个区域的灰度服从以 (μ_i, σ_i) 为参数的高斯分布，则整个图像可以用这 K 个高斯模型的混合模型表达。而待分割的目标区域的灰度分布也可以用这 K 个高斯模型中的若干个模型混合表示。因此，只要分析出整幅图像的混合模型的参数，就可得到由各高斯模型所近似表达的待分割目标的统计分析，从而得到目标区域和背景区域的混合高斯概率。

设图像 I 可分为 K 类按高斯分布的同质区域 ω_i ， $i=1, \dots, K$ ，则每个高斯分布 ω_i 的概率密度函数为

$$p(I | \omega_i, \theta_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(I - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

$i = 1, \dots, K$

高斯模型参数为 $\theta_i = (\mu_i, \sigma_i)$ ， μ_i 为图像像素均值， σ_i 为方差。设 ω_i 的先验概率为 $P(\omega_i)$ ，则图像 I 的像素分布的混合概率函数为

$$P(I | \Theta, P) = \sum_{i=1}^K P(\omega_i) p(I | \omega_i, \theta_i) \quad (3)$$

式中， $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)$ 为混合模型的高斯分布参数； $P = (P(\omega_1), \dots, P(\omega_k))$ 为对应的高斯分布的先验概率。

为了得到图像像素的混合模型的统计参数，定义整个图像数据的对数似然函数为

$$L(I | \Theta, P) = \log p(I_1, \dots, I_N | \Theta, P) = \sum_{m=1}^N \log p(I_m | \Theta, P) = \sum_{m=1}^N \log \sum_{i=1}^K P(\omega_i) p(I_m | \omega_i, \theta_i) \quad (4)$$

式中， N 为图像的总像素数。

记 (Θ_0, P_0) 为适合当前图像的混合模型参数，则

$$(\Theta_0, P_0) = \arg \max L(\Theta, P) \quad (5)$$

通常使用 EM 算法^[22-23]对式 (5) 进行求解，它是一种从“不完全数据”中求解模型分布参数的极大似然估计方法。

用高斯混合模型对彩色图像的 R、G、B 通道进行建模，最终得到的结果就是将图像所有像素分别用若干个高斯模型加权表示（混合模型中包含几个高斯模型就将像素分为几类），将这几类中部分高斯模型表示的像素称为目标区域，其余称为背景区域。

2.2 选取目标区域

由于植物病斑图像非常不规则，如果不人为设定目标区域，将很难自动分割出病斑区域。故可选中病斑区域中的一点，从而选定用高斯概率密度为 (μ_o, σ_o) 、先验概率为 $P(\omega_o)$ 的高斯模型为目标区域的高斯模型；将其余的高斯概率密度为 (μ_i, σ_i) 、先验概率为 $P(\omega_i) (i=1, \dots, k, i \neq o)$ 的高斯模型作为背景区域的高斯模型。

2.3 确定彩色图像 3 个通道的权重

根据 2.2 确定的目标及背景区域，分别计算 3 个通道在目标和背景区域的像素均值，随后按照式 (6) 计算其系数

$$t(i) = |o(i) - b(i)| / \max(o(i), b(i)), \quad i=1, 2, 3 \quad (6)$$

式中， $t(i)$ 为第 i 个通道的系数，即改进模型中第 i 个通道的曲线内外部能量权值系数； $o(i)$ 为第 i 个通道中目标区域像素均值， $b(i)$ 为第 i 个通道中背景区域像素均值， $|o(i) - b(i)|$ 为第 i 个通道目标均值与背景均值之差的绝对值； $\max(o(i), b(i))$ 为第 i 个通道目标像素均值与背景像素均值中的较大值。

2.4 基于高斯混合模型的 C-V 模型的建立

在结合高斯混合模型和 C-V 模型中，曲线内部能量均值用 2.2 中所选点的 3×3 邻域确定，具体是该点分别在彩色图像 R、G、B 通道中的 3×3 邻域 9 个像素的平均值，用 T 表示。最终建立的 C-V 模型如下式

$$E(T, c_2, C) = \mu \oint_C ds + l \times \left\{ \iint_{\Omega} \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - T^{(i)})^2] dx dy + \iint_{\Omega} \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - c_2^{(i)})^2] dx dy \right\} \quad (7)$$

$i = 1, 2, 3$

式中， $T^{(i)}$ 为曲线内部第 i 个通道像素均值，即所选点 3×3 邻域均值； $t(i)$ 为第 i 个通道系数； $I^{(i)}$ 为第 i 个通道矩阵； $c_2^{(i)}$ 为第 i 个通道外部曲线能量均值。

为了减弱过分割现象，即在计算中降低内外曲线能量对于整个图像能量的影响，引入参数 l ，计算方法为目标像素数占整个图像像素数的比例；其余参数跟 C-V 模型一致。

2.5 基于高斯混合模型的 C-V 模型的求解

采用变分水平集^[12,16]的方法，引入 Heaviside 函数^[7-8]，将式 (7) 泛函修改为关于嵌入函数 u 的泛函，即

$$E(T, c_2, u) = \mu \iint_{\Omega} \delta(u) |\nabla u| dx dy + l \times \left\{ \iint_{\Omega} \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - T^{(i)})^2] H(u) dx dy + \iint_{\Omega} \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - c_2^{(i)})^2] (1 - H(u)) dx dy \right\} \quad (8)$$

当 u 固定时，相对于 c_2 最小化式 (8) 得

$$c_2^{(i)} = \frac{\iint_{\Omega_2} I^{(i)} dx dy}{\iint_{\Omega_2} dx dy}, \quad i = 1, \dots, 3 \quad (9)$$

在固定 c_2 的条件下，相对于 u 最小化泛函，则可得

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \delta_\varepsilon \times \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \delta_\varepsilon \times l \times \left\{ \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - T^{(i)})^2] - t(i)(I^{(i)} - c_2^{(i)})^2 \right\} \quad (10)$$

根据 C-V 模型，通过联立求方程 (9) 和方程 (10) 稳态解，便可得分割结果。

2.6 基于高斯混合模型的 C-V 模型的数值实现

该模型用水平集函数的半隐式方案求解。设 $H_\varepsilon(u)$ 与 $\delta_\varepsilon(u)$ 的正则化函数如下

$$H_\varepsilon(u) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{u}{\varepsilon} \right) \right] \quad (11)$$

$$\delta_\varepsilon(u) = \frac{d}{du} H_\varepsilon(u) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + u^2} \quad (12)$$

式中， ε 为小正常数。

$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$ 采用前向差分与后向差分相结合方式，得演化方程 (10) 的迭代公式为

$$\frac{u_{ij}^{n+1} - u_{ij}^n}{\Delta t} = \delta(u_{ij}^n) \{ \mu P(u_{ij}^{n+1} + l \times \left\{ \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - c_2^{(i)})^2] - \sum_{i=1}^3 [t(i)(I^{(i)} - T^{(i)})^2] \right\}) \} \quad (13)$$

$$P(u_{ij}^{n+1}) = D_x^{(-)} \left(\frac{D_x^{(+)}(u_{ij}^{n+1})}{((D_y^{(0)}(u_{ij}^n))^2 + (D_x^{(+)}(u_{ij}^n))^2)^{1/2}} \right) + D_y^{(-)} \left(\frac{D_y^{(+)}(u_{ij}^{n+1})}{((D_x^{(0)}(u_{ij}^n))^2 + (D_y^{(+)}(u_{ij}^n))^2)^{1/2}} \right) \quad (14)$$

其中，

$$D_x^{(0)}(u_{ij}^n) = (u_{i+1,j}^n - u_{i-1,j}^n + u_{i,j+1}^n - u_{i,j-1}^n) / 2\Delta x,$$

$$D_x^{(+)}(u_{ij}^n) = (u_{i+1,j}^n - 2u_{ij}^n + u_{i,j+1}^n) / \Delta x,$$

$$D_x^{(-)}(u_{ij}^n) = (2u_{ij}^n - u_{i,j-1}^n + u_{i-1,j}^n) / \Delta x,$$

$D_y^{(0)}$ 、 $D_y^{(+)}$ 和 $D_y^{(-)}$ 计算同理。

2.7 算法实现

按照上述思路，本文提出的基于高斯混合模型和 C-V 模型植物病斑分割算法如下：

- 1) 选取病斑区域中一点，以该点所在 3×3 邻域像素均值作为曲线内部能量均值。
- 2) 选取合适的高斯模型参数，通常 2、3 或者 4 个高斯就会有较好的结果，但高斯个数越多所用时间越长，具体高斯个数通过试验得到。用高斯混合模型对图像建模，并将步骤 1) 中所选点所在的高斯模型所表示的像素区域确定为目标区域，其他高斯模型所表示的区域为背景区域。
- 3) 计算目标区域像素占整个图像像素的比例，并且计算目标区域和背景区域的像素均值的差异程度，确定改进 C-V 模型中的 R、G、B 通道能量的权值。
- 4) 用高斯混合模型获得的各高斯先验概率对水平集初始化（曲线内部能量所用高斯先验概率取正值，外部取负值），并且初始化模型中的 μ 、 Δt 、 ε 等参数。
- 5) 通过式 (9) 计算外部能量均值。
- 6) 更新水平集函数。
- 7) 当迭代次数未超过设定次数，重新回到 5)；否则停止迭代。

3 试验与结果分析

3.1 试验材料与设置

以辣椒和黄瓜叶部病斑图像为对象，分别用本文方法、传统灰度 C-V 方法^[10]和文献[8]中的方法进行病斑图像分割对比试验。试验计算机 CPU 为 Intel (R) Core(TM)4 3.2G，内存 4.0GB，操作系统为 Windows XP，用 Matlab7.0 编程实现辣椒和黄瓜叶部病害图像的分割。

试验 1：供试辣椒急性失水病斑叶片图像大小为 105×84 像素，病斑区域像素数占图像总像素数的 17.40%。

试验 2 供试黄瓜病斑叶片图像大小为 537×608 像素，病斑区域像素数占图像总像素数的 16.77%。

2 个试验中涉及本文所提算法的水平集符号距离函数均用高斯混合模型计算结果中的先验概率初始化，目标取正，背景取负，迭代过程中不重新初始化，试验结果均指 10 次运行的平均值。试验参数 $\mu=250$ ， $\Delta t=0.10$ ， $\epsilon=1$ ，试验中选取病斑区域较大部分的某点作为目标区域选择的点，而该过程选取点所耗时间一般都很短，所以不计入算法运行时间内。高斯混合模型求解采用 EM 算法，算法运行时间均指稳态解时的运行时间。其中真实病斑区域由人工计算（用 Photoshop 软件计算）得到。本文算法得到的是区域轮廓线 C ，假定用 f 函数表示， f 函数的函数值为 0，代表区域轮廓线；为负，代表病斑区域；为正，代表背景区域。通过统计 f 函数

取负值的个数，得到病斑区域面积以及算法识别出的病斑与真实病斑的交集区域面积，病斑面积漏检比和病斑面积过检比分别定义为

$$\text{病斑面积漏检比} = \frac{|S_a - S_i|}{S_a}$$

$$\text{病斑面积过检比} = \frac{|S_q - S_i|}{S_a}$$

其中， S_a 为人工计算得到的病斑面积； S_q 为算法得到的病斑面积； S_i 为算法识别出的病斑与人工计算病斑的交集区域面积。病斑面积漏检比的含义是本应在人工计算的病斑区域内却没有被算法识别的像素数与人工计算的病斑区域像素数的比值，而病斑面积过检比指本不在人工计算的病斑区域内却被算法识别为属于病斑区域的像素数与人工计算的病斑区域像素数的比值。因此病斑面积漏检比和过检比都很小的算法分割质量相对较高。

3.2 结果与分析

3.2.1 辣椒叶部病斑图像分割结果分析

图 1~图 4 为辣椒叶部病斑图像的分割结果，轮廓线为分割图像边缘。对于传统 C-V 和文献[8]方法，初始轮廓线是一个以图像中心为圆心，半径为图像宽度近 1/6 的圆；对于包含 2 个高斯或 3 个高斯的混合模型和 C-V 模型分割方法，初始轮廓线为用各高斯先验概率对水平集符号距离函数初始化后的轮廓线。本文提出的包含高斯混合模型和 C-V 模型分割出来的病斑区域，完全是该病害叶片的有效病斑区域。

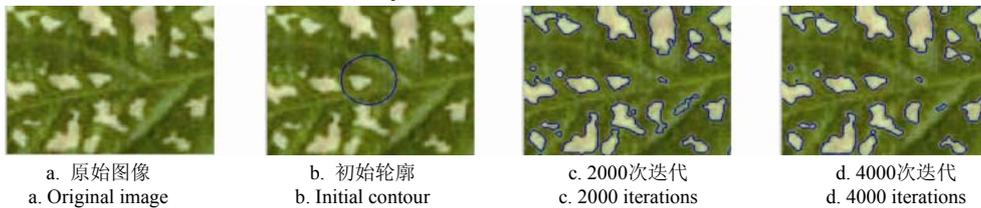


图 1 传统 C-V 模型辣椒病斑图像分割结果

Fig.1 Capsicum lesion images segmentation results of traditional C-V model

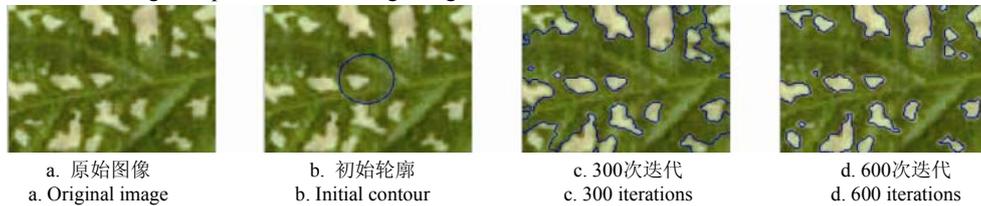


图 2 文献[8]方法辣椒病斑图像分割结果

Fig.2 Capsicum lesion images segmentation results of [8]

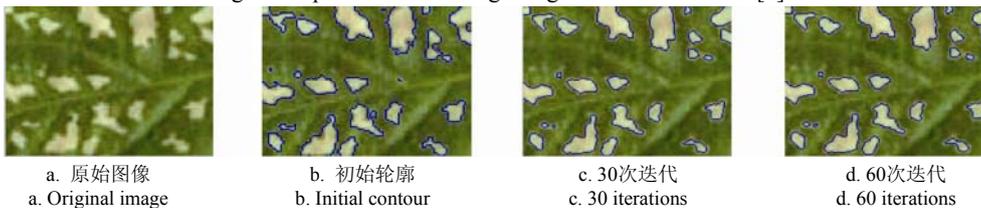


图 3 2 高斯混合模型的 C-V 模型辣椒病斑图像分割结果

Fig.3 Capsicum lesion images segmentation results of 2 GMM and C-V model

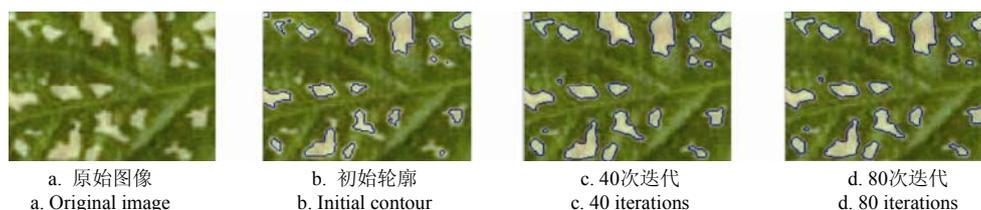


图4 3 高斯混合模型的 C-V 模型辣椒病斑图像分割结果

Fig.4 Capsicum lesion images segmentation results of 3 GMM and C-V model

表1为试验结果的定量评价,由表1可知,传统C-V方法虽然漏检比最小,但过检比超出其他方法过多,即误分割严重,分割病斑质量最差;而其3种方法漏检比和过检比都较小,分割病斑质量较为接近,2种包含高斯混合模型和C-V模型的分割方法在漏检比方面均比文献[8]降低了0.02以上,而过检比均上升了不到0.01,相比较而言,2种包含高斯混合模型和C-V模型的分割质量均比文献[8]稍好。从分割耗时来看,包含2个高斯模型的混合模型和C-V模型耗时最短,其次是包含3个高斯模型的混合模型和C-V模型,文献[8]分割方法耗时较长,超过了包含高斯模型分割方法耗时的3倍以上,传统C-V方法耗时最长,究其原因从水平集函数的迭代次数可以看出,水平集迭代次数越少,分割耗时越短。

综合考虑分割质量及耗时来看,包含2个高斯模型的混合模型和C-V模型分割方法性能最高,包含3个高斯模型的混合模型和C-V模型分割方法性能次之,其次是文献[8]方法,传统C-V方法性能最差。

表1 辣椒病斑图像分割质量评价

Table 1 Quantitative evaluation of image segmentation for capsicum lesion images

方法 Method	漏检比 Undetected ratio	过检比 Over detected ratio	迭代次数 Iterations	耗时 Time/s
传统C-V	0.011	0.245	4000	15.12
文献[8]	0.112	0.038	600	3.53
2 高斯	0.083	0.042	60	0.60
3 高斯	0.086	0.047	80	0.97

3.2.2 黄瓜叶部病斑图像分割结果分析

图5~图8为黄瓜叶部病斑图像的分割结果,轮廓线为分割图像边缘。

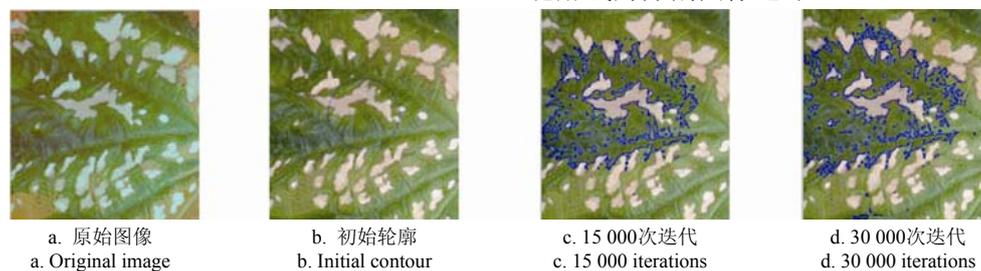


图5 传统C-V模型黄瓜病斑图像分割结果

Fig.5 Cucurbit lesion images segmentation results of traditional C-V model

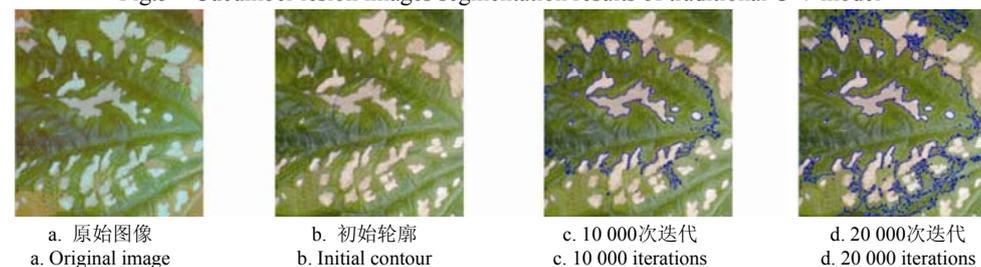


图6 文献[8]方法黄瓜病斑图像分割结果

Fig.6 Cucurbit lesion images segmentation results of [8]

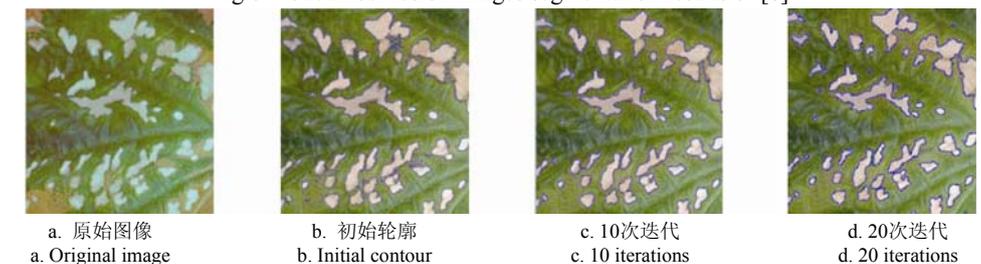


图7 2 高斯混合模型的 C-V 模型黄瓜病斑图像分割结果

Fig.7 Cucurbit lesion images segmentation results of 2 GMM and C-V model

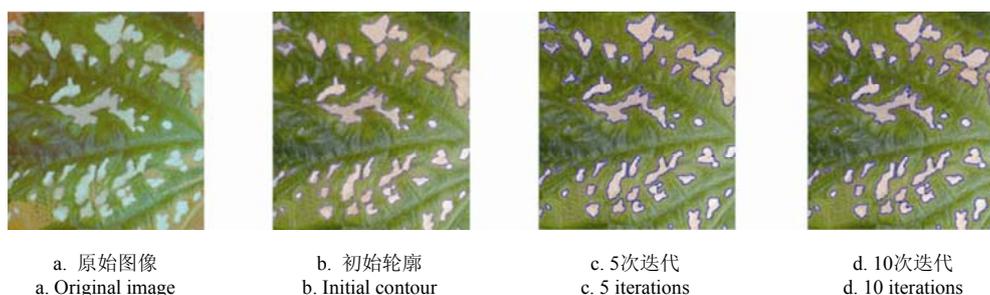


图 8 3 高斯混合模型的 C-V 模型黄瓜病斑图像分割结果

Fig.8 Cucumber lesion images segmentation results of 3 GMM and C-V model

表 2 为试验结果的定量评价, 由表 2 可知, 4 种方法的漏检比都较小, 最大 0.03; 但传统 C-V 模型和文献[8]方法过检比都超过 1, 而 2 种包含高斯混合模型和 C-V 模型方法过检比都低于 0.1。整体上来说 2 种包含高斯混合模型和 C-V 模型方法分割质量接近, 在过检比方面相对于传统 C-V 和文献[8]有较大减少。

从黄瓜病斑图像分割消耗时间上来比较, 2 种包含高斯混合模型和 C-V 模型方法用时不足传统 C-V 及文献[8] 用时的 1%。总体来说, 本文方法分割性能最好。

表 2 黄瓜病斑图像的分割质量评价

Table 2 Quantitative evaluation of image segmentation for cucumber lesion images

方法 Method	漏检比 Undetected ratio	过检比 Over detected ratio	迭代次数 Iterations	耗时 Time/s
传统C-V	0.000	3.200	30000	5684.13
文献[8]	0.002	1.878	20000	5059.35
2高斯	0.029	0.099	20	13.37
3高斯	0.030	0.070	10	32.17

4 结 论

本文以传统 C-V 模型为基础, 采用高斯混合模型及图像像素区域信息构建 C-V 模型。通过辣椒病斑图像和黄瓜病斑图像试验对比得出结论:

1) 对于图像噪声干扰小的辣椒病斑图像, 本文方法在分割漏检比方面均比文献[8]降低 0.02 以上, 而分割过检比均上升了不到 0.01; 对于噪声干扰大且分辨率高的黄瓜病斑图像, 本文方法在保持较低漏检比的同时, 使分割过检比相对于传统 C-V 及文献[8]方法减少 1.7 以上。而从分割消耗时间来说, 对于辣椒病斑分割, 本文方法耗时最短; 对于黄瓜病斑分割, 本文方法所耗时间不足传统 C-V 及文献[8]的 1%。总体来说本文方法相对于传统 C-V 模型及文献[8]性能提升明显。

2) 本文方法分别对 R、G、B 通道的病斑区域

与背景区域像素均值的比例进行计算, 以此作为 R、G、B 通道图像能量的权值, 既突出了病斑区域与背景区域的对比度, 又减少了文献[8]中人工试验选取差分图像系数的随意性。

3) 本文采用目标像素数在整个图像像素数的比例作为最终图像能量的权值, 降低了过分割的可能性。

本文为分割农业病害自然场景图像提供了一种有效途径, 如何进一步提高该方法的正确率及实时性是下一步需研究的问题。

[参 考 文 献]

- [1] 赖军臣, 汤秀娟, 谢瑞芝, 等. 基于 G-MRF 模型的玉米叶斑病害图像的分割[J]. 中国农业科学, 2010, 43(7): 1363—1369.
Lai Junchen, Tang Xiujuan, Xie Ruizhi, et al. Maize leaf disease spots segmentation based on Gauss-MRF model[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2010, 43(7): 1363—1369. (in Chinese with English abstract)
- [2] 李冠林, 马占鸿, 黄冲, 等. 基于 K_means 硬聚类算法的葡萄病害彩色图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 2): 32—37.
Li Guanlin, Ma Zhanhong, Huang Chong, et al. Segmentation of color images of grape diseases using K_means clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(Supp.2): 32—37. (in Chinese with English abstract)
- [3] 毛罕平, 张艳诚, 胡波. 基于模糊 C 均值聚类的作物病害叶片图像分割方法研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(9): 136—140.
Mao Hanping, Zhang Yancheng, Hu Bo. Segmentation of crop disease leaf images using fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(9): 136—140. (in Chinese with English abstract)
- [4] 祁广云, 马晓丹, 关海鸥. 采用改进遗传算法提取大豆叶片病斑图像[J]. 农业工程学报, 2009, 25(5): 142—145.
Qi Guangyun, Ma Xiaodan, Guan Haiou. Extraction of the image of soybean target leaf spot based on improved

- genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(5): 142—145. (in Chinese with English abstract)
- [5] 关海鷗, 许少华, 谭峰. 基于 T-S 模型的模糊神经网络在植物病害图像分割中的应用[J]. 中国农业大学学报, 2011, 16(3): 145—149.
Guan Haiou, Xu Shaohua, Tan Feng. Fuzzy neural network based on T-S model and its application on image segmentation of plant diseases[J]. Journal of China Agricultural University, 2011, 16(3): 145—149. (in Chinese with English abstract)
- [6] 田有文, 李天来, 李成华, 等. 基于支持向量机的葡萄病害图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(6): 175—180.
Tian Youwen, Li Tianlai, Li Chenghua, et al. Method for recognition of grape disease based on support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2007, 23(6): 175—180. (in Chinese with English abstract)
- [7] 耿楠, 于伟, 宁纪锋. 基于水平集和先验信息的农业图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2011, 40(3): 167—172.
Geng Nan, Yu Wei, Ning Jifeng. Segmentation of agricultural images using level set and prior information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 40(3): 167—172. (in Chinese with English abstract)
- [8] 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): 184—188.
Hu Qiu xia, Tian Jie, HeDongjian, et al. Segmentation of plant lesion image using improved C-V model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5): 184—188. (in Chinese with English abstract)
- [9] 袁媛, 李淼, 梁青, 等. 基于水平集的作物病叶图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(2): 208—212.
Yuan Yuan, Li Miao, Liang Qing, et al. Segmentation method for crop disease leaf images with complex background[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(2): 208—212. (in Chinese with English abstract)
- [10] Chan T, Yezrielev Sandberg B, Vese L. Active contours without edges for Vector-Valued Images[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2000, 11(2): 130—141.
- [11] Wang X F, Huang D S, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 603—618.
- [12] Lie J, Lysaker M., Tai X.-C. A binary level set model and some applications to mumford-shah image segmentation[J]. IEEE Transaction on image processing, 2006, 15(5): 1171—1181.
- [13] 杨蜀秦, 宁纪锋, 何东健. 一种基于主动轮廓模型的连接米粒图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 207—211.
Yang Shuqin, Ning Jifeng, He Dongjian. Image segmentation algorithm of touching rice kernels based on active contour model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2010, 26(2): 207—211. (in Chinese with English abstract)
- [14] 张开华. 主动轮廓模型在图像分割中的应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
Zhang Kaihua. Active Contour Model in Image Segmentation study[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009. (in Chinese with English abstract)
- [15] CAI W, LEE J G, ZALIS M E, et al. Mosaic decomposition: an electronic cleansing method for inhomogeneously tagged regions in noncathartic CT colonography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(3): 559—574.
- [16] Zhang K H, Zhang L, Song H H, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668—676.
- [17] Bar-Yosef I, Mokeichev A, Kedem K, et al. Adaptive shape prior for recognition and variational segmentation of degraded historical characters[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(12): 3348—3352.
- [18] 朱峰, 张晓娜, 陈健美, 等. 基于多阶抽样的高斯混合模型彩色图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 566—571.
Zhu Feng, Zhang Xiaona, Chen Jianme, et al. Color image Segmentation based on Gaussian mixture model with multi-sampling[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(4): 566—571. (in Chinese with English abstract)
- [19] RAZAVI N, GALL J, Van COOL L. Scalable multi-class object detection[C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2011: 1505—1512.
- [20] Singh R, Pal B C, Jabr R A. Statistical representation of distribution system loads using Gaussian mixture model[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2010, 25(1): 29—37.
- [21] Athanasiadis E I, Cavouras D A, Spyridonos P P, et al. Complementary DNA microarray image processing based on the fuzzy Gaussian mixture model[J]. IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(4): 419—425.
- [22] Sanjay-Gopal S, Hebert T. Bayesian pixel classification using spatially variant finite mixtures and the generalized

EM algorithm[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(7): 1014—1028.

[23] Redner J A, Walker A K. Mixture density, maximum likelihood and the EM algorithm[J]. SIAM Review, 1984, 26(2): 195—239.

Color image segmentation of plant lesion using improved C-V model based on Gaussian distribution

Tian Jie^{1,2}, Hu Qiuxia^{1,2}, Ma Xiaoyi^{3*}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yang ling 712100, China; 2. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yang ling 712100, China; 3. College of Water Resources and Architecture Engineering, Northwest A&F University, Yang ling 712100, China)

Abstract: In order to make the C-V model segment plant lesion images more accurate and display quicker, the Gaussian mix model was introduced to set up an improved C-V model in this paper. In view of the drawbacks of long processing time and determining the R, G, B channel energy coefficients artificially for the weighted color information-based C-V model, an improved C-V model based on a Gaussian mix model was proposed in this paper and applied to plant lesion image segmentation. At first, a point in the lesion area was selected and the averages over its 3×3 neighbor was taken as the internal energy in the C-V model. Then the Gaussian mix model was used to model the image, and the sign distance function was initialized by prior probability. Finally, the ratios of the averages on the foreground and background from R, G, B channels were used as the weights of these three channels respectively, and the level set function was iterated to obtain the segmentation contour. To verify the improved C-V model for plant lesion color image segmentation, the traditional C-V model and the weighted color information-based C-V model were used as counterpart algorithms in term of quantitative evaluation of image segmentation, respectively. The experimental results were the averages over ten experiments. In every experiment, two important things had to be decided: one was that the selected point must fall into larger lesion areas, the other was that the Gaussian mix model was calculated by the EM method. The experimental results and analysis on capsicum lesion image and cucumber lesion image mainly lay in the following three aspects. First, for the noised slightly capsicum lesion images, the undetected ratio and the over detected ratio of segmentation for the proposed method were 0.02 lower and 0.01 higher than that of the weighted color information-based C-V model, respectively. For the larger pixels cucumber lesion images, the undetected ratio was about equal to and the over detected ratio was 1.7 lower than that of the weighted color information-based C-V model. The traditional C-V model had the minimum undetected ratio and the maximum over detected ratio. The running time of the proposed method in segmenting capsicum and cucumber lesion images was less than that of the weighted color information-based C-V model and that of the traditional C-V model. Secondly, by making use of the ratios of the averages on foreground and background from R, G, B channels as the weights of these three channels respectively, not only was the contrast between lesion area and background area stressed, but also the randomness to artificially compute the weights through many trials in weighted color information-based C-V model was reduced. Thirdly, the proportion of the target pixels in the entire image was utilized as the final weights of image energy, which decreased the possibility of over-segmentation. Above all, the proposed method in this paper obtained better performance than the weighted color information-based C-V model and the traditional C-V model. Therefore, the algorithm based on C-V and Gaussian mix model provides an effective means to separate the lesions in an image.

Key words: crops, image processing, models, Gaussian mixture model, C-V model, level set

(责任编辑: 鲍洪杰)