

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.05.027

# 基于改进型 C - V 模型的植物病斑图像分割\*

胡秋霞<sup>1,2</sup> 田杰<sup>1,2</sup> 何东健<sup>1</sup> 宁纪锋<sup>2</sup>

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100)

**【摘要】** 针对植物病斑图像背景复杂且分割难问题, 提出一种基于水平集和加权颜色信息的 C - V 模型。借助水平集方法对病斑图像的  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量图像颜色信息取加权值, 以差分图像能量作为能量函数最终值, 以适应不同的病害种类。试验结果表明, 经过  $R$ 、 $G$ 、 $B$  加权的黄瓜红粉病病斑图像使用  $4R - G$  图像模型、苹果锈病病斑图像使用  $3R - G - B$  图像模型自动分割的效果较好, 比传统 C - V 模型分割性能好, 抗噪性好, 可扩展性好。

**关键词:** 植物病害 病斑图像 图像分割 C - V 模型 加权颜色 水平集

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)05-0157-05

## Segmentation of Plant Lesion Image Using Improved C - V Model

Hu Qiuxia<sup>1,2</sup> Tian Jie<sup>1,2</sup> He Dongjian<sup>1</sup> Ning Jifeng<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Information Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

### Abstract

In view of complex background of lesion images and the difficulty in segmentation, an improved C - V model based on level set and weighted color information was proposed and applied into agricultural lesion image segmentation. The segmentation model of weighted color information based on level set was suitable to different diseases identification and could identify lesion disease automatically. Experimental results show that the proposed model has better property than C - V model, and has many advantages such as anti-noise and scalability properties on  $4R - G$  image model for cucumber pink and  $3R - G - B$  image model for apple rust disease.

**Key words** Plant disease, Lesion image, Image segmentation, C - V model, Weighted color, Level set

### 引言

农业病害问题是农业发展中的重要问题之一。近年来, 国内外研究者将模式识别等技术应用到病害诊断中<sup>[1-7]</sup>。关海鸥等<sup>[2]</sup>针对图像边界的模糊性等因素, 结合模糊逻辑和神经网络, 提出用自适应模糊神经网络模型对植物病斑区域进行分割。葛婧等<sup>[3]</sup>对玉米小斑病病害图像进行分割, 首先利用  $2G - R - B$  图像模型从背景中分割出玉米叶片, 接着根

据  $R - G$  图像从病害叶片上分离出病斑。陈兵旗等<sup>[4]</sup>基于小波的纹理特征计算, 采用双峰阈值法对得到的纹理矩阵图像进行分割。田有文等<sup>[5]</sup>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。文献[1~7]方法多利用图像的阈值或者统计等方法对植物进行分割。已有分割方法用于农业病斑图像大多存在边缘模糊或边缘不连续等缺点<sup>[2-5]</sup>, 给后续的特征提取带来很大不便。

C - V 是一种基于区域的主动轮廓模型, 使用水

收稿日期: 2011-10-14 修回日期: 2011-12-08

\* 国家自然科学基金资助项目(60975007, 61001100, 61003151)

作者简介: 胡秋霞, 博士生, 讲师, 主要从事图像分析、虚拟现实技术与应用研究, E-mail: hqx\_0621@126.com

通讯作者: 何东健, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理、智能化检测与控制及虚拟现实技术应用研究, E-mail: hdj168@nwsuaf.edu.cn

平集方法<sup>[8-13]</sup>,用高维超曲面等值点集合表示曲线,具有处理模糊边界或离散状边界的目标等优点<sup>[9]</sup>。但是 C-V 模型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两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农业病斑图像分割,C-V 模型并不太理想。本文基于植物图像的颜色特征分析,对 C-V 模型进行改进,用于植物病斑分割。计算曲线内部和外部图像的 R、G、B 分量信息均值,并对该均值进行加权。计算 R、G、B 各分量图像曲线内、外部区域能量,以差分图像的能量和作为能量函数中曲线内、外部区域能量。由 Euler-Lagrange 方程得到水平集演化方程。

## 1 C-V 模型

Chan 等于 2000 年提出了主动轮廓即 C-V 模型<sup>[8]</sup>,用一条初始闭合轮廓线 C 就可检测出图像的内、外部边缘。设待分割的图像  $u(x,y)$  被主动轮廓 C 划分为目标和背景 2 个区域  $\omega_1$  和  $\omega_2$ ,其能量泛函为

$$E(\varphi, c_1, c_2) = \mu \oint_C ds + \lambda_1 \iint_{\omega_1} (u(x,y) - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\omega_2} (u(x,y) - c_2)^2 dx dy \quad (1)$$

式中  $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ ——常数

$\varphi(x,y)$ ——水平集函数

$c_1, c_2$ ——输入图像  $u(x,y)$  在当前曲线内部  $\omega_1$  和曲线外部  $\omega_2$  的强度平均值

$\mu \oint_C ds$ ——曲线 C 的全部长度

公式右边第 2 项和第 3 项是保真项,用来计算 C 的内部区域和外部区域的强度平均值。

从式(1)可看出,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。然后迭代求  $c_1$  和  $c_2$ ,便可求出使能量泛函  $E(\varphi, c_1, c_2)$  最小的轮廓曲线 C。

## 2 基于加权颜色信息的改进 C-V 模型

用水平集方法进行农业病斑图像分割需首先定义以水平集函数表达的能量泛函。由于农业病斑图像存在病斑边界模糊、无规则排列和颜色不均匀等因素,对 C-V 模型进行了改进。先对图像的 R、G、B 各颜色信息分别取加权值;再以差分图像模型的能量函数和代替最终能量函数,以适应不同的病害识别,使得该模型具有较好的可扩展性。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,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 水平集函数

使用水平集方法得到关于  $\varphi(x,y)$  的泛函,水平集函数定义为<sup>[8]</sup>

$$\begin{cases} C(x,y) = \{ (x,y) | \varphi(x,y) = 0 \} \\ \omega_1(C) = \{ (x,y) | \varphi(x,y) > 0 \} \\ \omega_2(C) = \{ (x,y) | \varphi(x,y) < 0 \} \end{cases} \quad (2)$$

为了实现加权颜色信息的水平集函数表达,引入 Heaviside 函数<sup>[8]</sup>和 Dirac 函数<sup>[8]</sup>,设

$$H(\varphi) = \begin{cases} 1 & (\varphi \geq 0) \\ 0 & (\varphi < 0) \end{cases} \quad (3)$$

$$\delta(\varphi) = \frac{d}{d\varphi} H(\varphi) \quad (4)$$

实际待分割的农业病斑图像强度分布不均匀,轮廓线内、外区域的图像强度均值与图像强度的接近程度因具体图像而异,故适当选取权值参数  $f_j^{(i)}$ ,对图像的 R、G、B 信息进行加权,以适应不同的病害图像分割。

通过 RGB 颜色空间的差分图像可从病害叶片上分离出病斑<sup>[3]</sup>。实际待分割的农业病斑图像叶部多为绿色,病斑多为褐色,土地颜色多为灰色。故考虑以差分图像的能量作为最终的能量函数。

设图像  $u(x,y)$  的定义域为  $\omega, \omega \rightarrow \mathbf{R}^m, m$  表示此模型中向量的维数,本研究使用图像 R、G、B 信息,因此  $m=3$ ;设子集  $C \subset \omega, C$  是在  $\omega$  上的演化曲线。图像  $u(x,y)$  R、G、B 颜色信息的权值为  $f_j^{(i)}$ ,其能量泛函为

$$E(\varphi, \bar{c}_1, \bar{c}_2) = \mu \iint_{\omega} \delta(\varphi) | \nabla \varphi | dx dy + \frac{\alpha^{(i)}}{m} \sum_{i_1=1}^m \left[ \iint_{\omega} \lambda_1^{i_1} (u(x,y)^{(i_1)} - f_1^{(i_1)} c_1^{(i_1)})^2 H(\varphi) dx dy + \iint_{\omega} \lambda_2^{i_1} (u(x,y)^{(i_1)} - f_2^{(i_1)} c_2^{(i_1)})^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \right] \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} \bar{c}_1 = (f_1^{(1)} c_1^{(1)}, f_1^{(2)} c_1^{(2)}, \dots, f_1^{(m)} c_1^{(m)}) \\ \bar{c}_2 = (f_2^{(1)} c_2^{(1)}, f_2^{(2)} c_2^{(2)}, \dots, f_2^{(m)} c_2^{(m)}) \\ c_j^{(i_1)} = \iint_{\omega_j} u^{(i_1)} dx dy / \iint_{\omega_j} dx dy \\ (j=1, 2; i_1=1, 2, \dots, m; f_j^{(i_1)} \in \mathbf{R}) \end{cases} \quad (6)$$

式中  $\bar{c}_1, \bar{c}_2$  分别为分量图像  $u^{(i_1)}(x,y)$  在当前曲线内部  $\omega_1$  和曲线外部  $\omega_2$  的加权 R、G、B 均值,  $\mu > 0$  为常数。通常取  $\lambda_1^{(i_1)} = \lambda_2^{(i_1)} = 1$ 。  $\alpha^{(i_1)} \in \mathbf{R}, \alpha^{(i_1)}$  为差分图像的系数。

### 2.2 数值化实现

定义基于加权颜色信息水平集函数的能量泛函

后,利用变分法和梯度下降流得到式(5)取极小值的水平集函数的 Euler-Lagrange 演化方程

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \alpha^{(i_1)} \sum_{i_1=1}^m \left( (u(x,y)^{(i_1)} - f_2^{(i_1)} c_2^{(i_1)})^2 - (u(x,y)^{(i_1)} - f_1^{(i_1)} c_1^{(i_1)})^2 \right) \right] \delta(\varphi) \quad (7)$$

设  $H_\varepsilon(\varphi)$  与  $\delta_\varepsilon(\varphi)$  的正则化函数<sup>[8]</sup>为

$$H_\varepsilon(\varphi) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{\varphi}{\varepsilon} \right) \right) \quad (8)$$

$$\delta_\varepsilon(\varphi) = \frac{dH_\varepsilon(\varphi)}{d\varphi} = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \varphi^2} \quad (9)$$

式中  $\varepsilon$ ——小正常数

$\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)$  采用前向差分与后向差分相结合

方式,得式(7)的迭代公式为

$$\frac{\varphi_{ij}^{n+1} - \varphi_{ij}^n}{\Delta t} = \delta(\varphi_{ij}^n) \left\{ \mu P(\varphi_{ij}^{n+1}) + \sum_{i_1=1}^m \alpha^{(i_1)} \left[ (u(x,y)^{(i_1)} - f_2^{(i_1)} c_2^{(i_1)})^2 - (u(x,y)^{(i_1)} - f_1^{(i_1)} c_1^{(i_1)})^2 \right] \right\} \quad (10)$$

$$P(\varphi_{ij}^{n+1}) = \frac{D_x^{(+)}(\varphi_{ij}^{n+1})}{\left[ (D_y^{(0)}(\varphi_{ij}^n))^2 + (D_x^{(+)}(\varphi_{ij}^n))^2 \right]^{1/2}} + \frac{D_y^{(-)}(\varphi_{ij}^{n+1})}{\left[ (D_x^{(0)}(\varphi_{ij}^n))^2 + (D_y^{(+)}(\varphi_{ij}^n))^2 \right]^{1/2}} \quad (11)$$

其中

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

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

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

$D_y^{(0)}(\varphi_{ij}^n)$ 、 $D_y^{(+)}(\varphi_{ij}^n)$ 、 $D_y^{(-)}(\varphi_{ij}^n)$ 同理可得出。

### 2.3 算法实现

按照上述思想,提出的基于水平集和加权颜色信息的农业病斑图像分割算法如下:

(1)初始化符号距离函数,给定初始轮廓。初始化参数  $\mu$ 、 $\Delta t$ 、 $f_j$ 、 $\alpha^{(i_1)}$ ,取  $\varepsilon = 1.0$ 。

(2)为了避免重新初始化水平集函数,计算当前零水平集内部和外部分量图  $u^{(i_1)}(x,y)$  均值

$$c_1^{(i_1)n} = \sum_{i,j} H_\varepsilon(\varphi_{ij}^n) u_{ij}^{(i_1)} / \sum_{i,j} H_\varepsilon(\varphi_{ij}^n)$$

$$c_2^{(i_1)n} = \sum_{i,j} (1 - H_\varepsilon(\varphi_{ij}^n) u_{ij}^{(i_1)}) / \sum_{i,j} (1 - H_\varepsilon(\varphi_{ij}^n))$$

(3)根据式(10)和(11)更新偏微分方程水平集函数。

(4)当迭代次数超过设定值或者当前零水平集,则停止计算。

### 3 试验结果及分析

以黄瓜和苹果叶部病斑图像为对象,分别用本文方法、C-V 方法<sup>[8]</sup>、K 均值聚类方法<sup>[14]</sup>进行病斑图像分割试验;并以椒盐噪声污染病斑图像作算法抗噪性试验。试验计算机 CPU 为 Intel (R) Core (TM) 2,内存 1 GB,操作系统为 Windows XP,用 Matlab 7.0 编程实现黄瓜和苹果叶部病害图像的分割。

供试黄瓜图像大小为  $140 \times 94$  像素,试验参数  $\mu = 250$ ,  $\Delta t = 0.10$ 。为了比较不同权值分割病斑的结果,分别设计了  $f_j^{(i_1)}$ 、 $\alpha^{(i_1)}$  不同组合的 3 种方案。从图 1 中可看出,病斑为褐色,叶片为绿色,使用超红值减去绿色值可增加病斑和背景之间的差值,有利于病斑的分割。

方案 1:  $f_1^{(i_1)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ ,  $f_2^{(i_1)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ ,  $\alpha^{(i_1)} = (4.0, -1.0, 0.0)$ 。

方案 2:  $f_1^{(i_1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $f_2^{(i_1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $\alpha^{(i_1)} = (4.0, -1.0, 0.0)$ 。

方案 3:  $f_1^{(i_1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $f_2^{(i_1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $\alpha^{(i_1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ 。

图 1 为 3 种不同加权颜色信息的黄瓜红粉病病斑分割结果。方案 1 中参数  $\alpha^{(i_1)} = (4.0, -1.0, 0.0)$  表示图像模型  $4R - G$ ,方案 3 中  $\alpha^{(i_1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$  表示 RGB 模型,方案 3 表示矢量 C-V 模型,苹果病斑权值参数取值同理。实际过程中,针对不同的图像,调整权值参数  $f_j^{(i_1)}$  和差分图像系数  $\alpha^{(i_1)}$  的值即可。

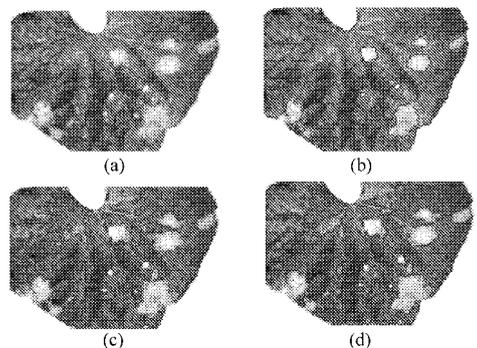


图 1 黄瓜病斑识别图像

Fig. 1 Cucumber lesion recognition images

(a) 原始图像 (b) 方案 1 病斑分割图像  
(c) 方案 2 病斑分割图像 (d) 方案 3 病斑分割图像

从图 1 可看出,该图像病斑边界模糊,排列无规则,颜色深浅不一,但提取出来的黄瓜红粉病斑区域,完全是该病害叶片的有效病斑区域。而且从图 1b~1d 中可显著看出,当使用方案 1 差分图像模型  $4R - G$  且  $f_1^{(i_1)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ 、 $f_2^{(i_1)} = (1.2,$

1.2, 1.2) 时, 分割的效果较好。加权 C-V 模型比未加权 C-V 模型有更好的分割结果, 且  $4R-G$  图像模型比 RGB 模型有更好的分割效果。

图 2a 为黄瓜红粉病原病斑病叶, 图 2b 和图 2c 比较了基于加权颜色信息的 C-V 模型和 K 均值聚类算法的分割结果。显然, K 均值聚类算法在 3 处病斑区域分割的效果不理想, 而基于加权颜色信息的差分 C-V 模型都得到了正确的分割结果, 有比较明显的改进效果。图 2d 是黄瓜原病斑图像被密度为 0.02 的椒盐噪声污染的图像分割结果, 从图中可以看出, 本文方法较好地得到了病斑轮廓, 说明本文方法有较好的抗噪性。

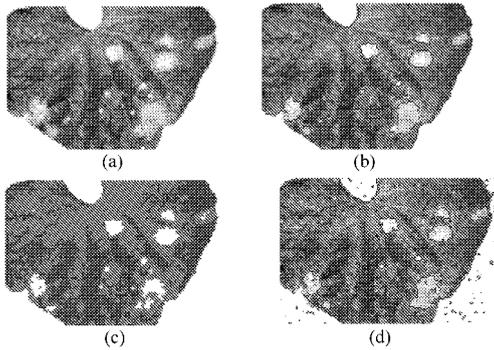


图 2 提出方法和 K 均值聚类方法及噪声图像分割结果比较

Fig. 2 Segmentation comparison between K-means algorithm, noisy image and proposed method for cucumber pink

(a) 原始图像 (b) 提出的方法分割结果

(c) K 均值聚类方法分割结果 (d) 椒盐噪声污染图像分割结果

供试苹果锈病病斑图像大小为  $140 \times 105$  像素, 参数  $\mu = 250, \Delta t = 0.10$ , 分割结果如图 3 所示。参数  $f_j^{(i)}$ 、 $\alpha^{(i)}$  取值如下(取值原理同黄瓜病叶图像):

方案 1:  $f_1^{(1)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ ,  $f_2^{(1)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ ,  $\alpha^{(1)} = (3.0, -1.0, -1.0)$ 。

方案 2:  $f_1^{(1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $f_2^{(1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $\alpha^{(1)} = (3.0, -1.0, -1.0)$ 。

方案 3:  $f_1^{(1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $f_2^{(1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ ,  $\alpha^{(1)} = (1.0, 1.0, 1.0)$ 。

从图 3 中可看出, 该自然图像背景复杂, RGB 颜色非均匀, 土地为灰色, 但使用  $3R-G-B$  差分模型提取出来的苹果锈病病斑区域, 完全是该病害叶片的有效病斑区域。而且从图 3b~3d 中可看出, 当使用  $3R-G-B$  差分图像模型且权值  $f_1^{(1)} = [1.2, 1.2, 1.2]$ 、 $f_2^{(1)} = [1.2, 1.2, 1.2]$  时, 分割的效果较好。本文的方法比 C-V 模型分割效果好, 且  $3R-G-B$  模型比 RGB 模型有更好的分割效果。

图 4a 为苹果锈病病斑原病叶, 图 4b 和图 4c 比较了基于加权颜色信息的 C-V 模型和 K 均值聚类

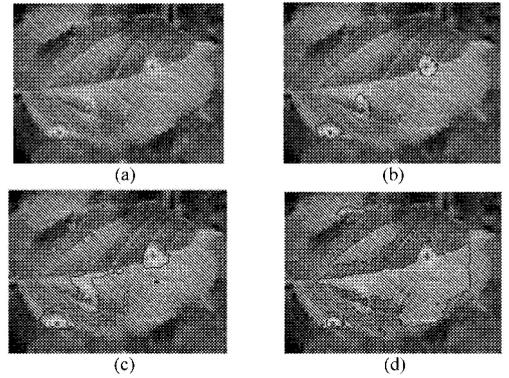


图 3 苹果病斑识别图像

Fig. 3 Apple lesion recognition images

(a) 原始图像 (b) 方案 1 病斑分割图像

(c) 方案 2 病斑分割图像 (d) 方案 3 病斑分割图像

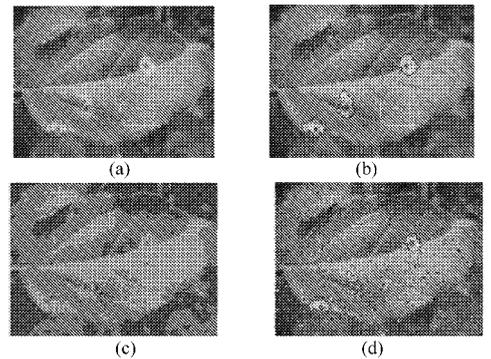


图 4 提出方法和 K 均值聚类方法及噪声图像分割结果比较

Fig. 4 Segmentation comparison between K-means algorithm, noisy image and proposed method for apple rust

(a) 原始图像 (b) 提出的方法分割结果

(c) K 均值聚类方法分割结果 (d) 椒盐噪声污染图像分割结果

算法的分割结果。显然, K 均值聚类算法在 3 处病斑区域未分割出正确的区域, 而基于加权颜色信息的 C-V 模型得到了正确的分割结果。图 4d 是苹果病斑图像被密度为 0.02 的椒盐噪声污染的图像分割结果。

从算法运行时间上, K 均值聚类算法平均用时 3.579 s, C-V 方法平均用时 4.688 s, 本文方法平均用时 4.617 s, 相对于 K 均值聚类方法用时稍长, 原因在于 C-V 模型用的迭代收敛过程, 复杂性较高, 但分割效果好。虽然分割时间有些长, 但随着计算机性能的不断提高, 算法的时间问题将可以得到解决。

## 4 结论

(1) 基于水平集和加权颜色信息的 C-V 分割模型通过调整权值参数和差分图像系数即可实现不同农业病斑图像的分割, 可扩展性好, 且性能优于传统 C-V 模型。

- (2) 试验结果表明, 黄瓜红粉病病斑使用  $4R-G$  差分图像模型且权值参数  $f_1^{(i)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ 、 $f_2^{(i)} = (1.2, 1.2, 1.2)$  时, 苹果锈病病斑图像使用  $3R-G-B$  差分图像模型且权值参数  $f_1^{(i)} = (1.2, 1.2, 1.2)$ 、 $f_2^{(i)} = (1.2, 1.2, 1.2)$  时分割的效果较好。
- (3) 采用的算法抗噪性好, 可实现自动分割, 分割准确性高。但算法在初始曲线的要求和算法时间方面仍存在需改进之处。

## 参 考 文 献

- 王守志, 何东健, 李文, 等. 基于核 K-均值聚类算法的植物叶部病害识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 152 ~ 155.  
Wang Shouzhi, He Dongjian, Li Wen, et al. Plant leaf disease recognition based on kernel K-means clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(3): 152 ~ 155. (in Chinese)
- 关海鸥, 许少华, 谭峰. 基于遗传模糊神经网络的植物病斑区域图像分割模型[J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 163 ~ 167.  
Guan Haiou, Xu Shaohua, Tan Feng. Image segmentation model of plant lesion based on genetic algorithm and fuzzy neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 163 ~ 167. (in Chinese)
- 葛婧, 邵陆寿, 丁克坚, 等. 玉米小斑病病害程度图像检测[J]. 农业机械学报, 2008, 39(1): 114 ~ 117.  
Ge Jing, Shao Lushou, Ding Kejian, et al. Image detecting for hazard levels of corn spots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(1): 114 ~ 117. (in Chinese)
- 陈兵旗, 郭学梅, 李晓华. 基于图像处理的小麦病害诊断算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(12): 190 ~ 195.  
Chen Bingqi, Guo Xuemei, Li Xiaohua. Image diagnosis algorithm of diseased wheat [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(12): 190 ~ 195. (in Chinese)
- 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, 2007, 23(6): 175 ~ 180. (in Chinese)
- 张亚静, 李民赞, 刘刚, 等. 基于机器视觉和信息融合的邻接苹果分割算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(11): 180 ~ 183.  
Zhang Yajing, Li Minzan, Liu Gang, et al. Separating adjoined apples based on machine vision and information fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 180 ~ 183. (in Chinese)
- 吕强, 蔡健荣, 赵杰文, 等. 自然场景下树上柑橘实时识别技术[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 185 ~ 188.  
Lü Qiang, Cai Jianrong, Zhao Jiewen, et al. Real-time recognition of citrus on trees in natural scene [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 185 ~ 188. (in Chinese)
- Chan T, Yezriev 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.
- 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. The study of active contour model is applied in image segmentation [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009. (in Chinese)
- Lie J, Lysaker M, Tai X-C. A binary level set model and some applications to mumford-shah image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1 171 ~ 1 181.
- 潘振宽, 李华, 魏伟波, 等. 三维图像多相分割的变分水平集方法[J]. 计算机学报, 2009, 32(12): 2 464 ~ 2 473.  
Pan Zhenkuan, Li Hua, Wei Weibo, et al. A variational level set method of multiphase segmentation for 3D images [J]. Chinese Journal Computers, 2009, 32(12): 2 464 ~ 2 473. (in Chinese)
- 宁纪锋, 吴成柯, 姜光, 等. 基于偏微分方程和分水岭算法的图像分割[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(5): 664 ~ 669.  
Ning Jifeng, Wu Chengke, Jiang Guang, et al. Image segmentation based on partial differential equation and watershed algorithm [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(5): 664 ~ 669. (in Chinese)
- 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, 2010, 26(2): 207 ~ 211. (in Chinese)
- 王建宇, 张峰, 周献中, 等. 利用小波变换和 K 均值聚类实现字幕区域分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(10): 1 508 ~ 1 512.  
Wang Jianyu, Zhang Feng, Zhou Xianzhong, et al. Segmentation of caption region using wavelet transform and K-mean clustering [J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(10): 1 508 ~ 1 512. (in Chinese)