

# 基于先验知识水平集方法的草莓图像分割<sup>①</sup>

朱勇军<sup>1,2</sup>, 孔 斌<sup>2</sup>, 何立新<sup>1,2,3</sup>, 孙翠敏<sup>1,2</sup>, 谢成军<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(中国科学技术大学 信息科学技术学院, 合肥 230027)

<sup>2</sup>(中国科学院 合肥智能机械研究所, 合肥 230031)

<sup>3</sup>(合肥学院 网络与智能信息处理重点实验室, 合肥, 230601)

**摘 要:** 在实际应用中, 当目标本身含有一些固有的颜色纹理特征时, 可将这些特征作为一种先验信息, 这样可以大大提高分割的准确性. 为此, 本文提出了一种基于先验信息的改进水平集图像分割方法. 首先, 利用传统的 C-V 模型能量项的构造思想构建了基于颜色信息的局部能量项, 该项是用于处理彩色图像; 然后将颜色分量引入到传统的结构张量中构建出新的扩展型结构张量, 该项是用于处理纹理信息; 最后, 将上述新构造的能量项以及 Li 模型约束项引入到传统 C-V 模型中得到新的水平集模型. 鉴于草莓果实所具有的颜色信息和纹理信息, 本文将上述改进水平集方法应用到农业自动化应用中草莓果实分割中. 对实验室环境与草莓生长环境下的草莓图像进行分别实验, 结果显示该方法不仅能够分割出草莓果实且能够很好地处理草莓表面的纹理信息. 另还与 OTSU 算法、传统 C-V 模型、改进 C-V 模型对草莓图像作对比实验, 结果表明本文算法均比上述三种算法具有更好的分割效果.

**关键词:** 图像分割; 水平集方法; 先验信息; 结构张量; OTSU

## Strawberry Image Segmentation Based on Level Set Method

ZHU Yong-Jun<sup>1,2</sup>, KONG Bin<sup>2</sup>, He Li-Xin<sup>1,2,3</sup>, Sun Cui-Min<sup>1,2</sup>, Xie Chen-Jun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

<sup>2</sup>(Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

<sup>3</sup>(The key lab of Network and Intelligent Information Processing, Hefei University, Hefei 230601, China)

**Abstract:** In practical applications, when the object itself contains some inherent color or texture features, these features can be used as a priori information, which can greatly improve the accuracy of the segmentation. Therefore, this paper proposes an improved level set method which is based on prior information. Firstly, we use the thought of the energy structure of C-V model to construct an energy function that contains of color information to segment color image. Then, we put the color component into the traditional structure tensor for the texture image segmentation. Finally, we get the new level set model from the traditional C-V model with the new energy structure and the penalty term of Li model. In view of the color and the texture information of strawberry fruit, the improved level set method has been applied to the segmentation of fruit image in agriculture. By experiment on laboratory and nature, the result shows that the improved can not only segment out strawberry, but also segment texture on the surface of strawberry. Comparing with the OTSU algorithm, the traditional C-V model and improved C-V model, the experimental results show that the proposed method has better segmentation result.

**Key words:** image segmentation; level set method; prior information; structure tensor; OTSU

图像分割是数字图像处理中的一种基本技术, 并广泛应用于农业自动化研究的瓜果病虫害检测中. 近年来, 研究人员提出了一种比较有效的分割方法—基于水平集方法的图像分割. 该方法比传统的分割方法

① 基金项目: 中科院合肥物质科学研究院“十二五”重点培育方向课题; 国家自然科学基金项目(31401293); 国家科技支撑计划(2013BAD15B03); 安徽省教育厅自然科学基金(KJ2013B230)

收稿时间: 2015-05-18; 收到修改稿时间: 2015-07-06

有着显著的优点,目前已成为国内外研究的热点。

1988年, Osher 和 Sethian<sup>[1]</sup>首次提出水平集方法(Level Set Methods)。该方法是以一种隐含的方式来表示平面闭合曲线(或立体曲面),避免了对曲线演化过程中的跟踪,将曲线演化转化成一个纯粹的偏微分方程(PDE)求解的问题。D.Mumford 和 J.Shah<sup>[2]</sup>等人在1989年提出一种基于区域型几何活动轮廓模型:M-S(Mumford-Shah)模型。Caselles(1993)与Malladi(1995)<sup>[3]</sup>等人最早提出基于水平集方法的图像分割模型,提出了经典的测地轮廓模型(Geodesic Active Contour,简称GAC);2001年,Chan和Vese提出了一种简化M-S模型:C-V模型<sup>[4]</sup>。该模型不依赖于图像的梯度信息,对噪声影响不敏感,同时对边缘模糊或者分割梯度无意义的图像能进行良好的分割。Li<sup>[5]</sup>等人提出了无需进行重新初始化的曲线演化方程,同时Li还提出了基于区域的二值水平集分割方法(Binary Level Set Model),该模型采用欧拉拉格朗日方法求解,避免了符号距离函数的重新初始化;随后又提出局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型,该模型可用于分割灰度不均匀图像。文献[6]还提出了一种基于局部信息的叶片病斑检测模型,文献[7]提出了基于先验形状信息的复杂背景下叶片分割方法。

本文提出了一种基于先验颜色信息与纹理信息的改进水平集图像分割方法,并将该方法应用于复杂背景下的草莓图像分割。

## 1 水平集方法及模型

### 1.1 水平集理论

本水平集方法最初用于解决遵循热力学方程下的火苗外形变化过程,水平集方法的核心思想就是将N维的曲线(面)问题提升到N+1维的标量函数中。以二维水平集方法为例,演化曲线为一个平面闭合曲线C,该曲线被隐含的表达式为三维连续函数 $\phi(x, y, t)$ 的一个具有相同函数值的同值曲线,通常取 $\{\phi=0\}$ ,称作零水平集, $\phi(x, y, t)$ 称作水平集函数<sup>[6]</sup>。水平集函数的演化方程一般可写成:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = V(C)|\nabla \phi| \quad (1)$$

其中 $V(C)$ 为速度函数。

传统水平集方法中通常取初始闭合曲线 $C_0(x, y)$ 生成的符号距离函数(Signed Distance Function, SDF)作

为水平集函数。假设平面上有一条简单闭合曲线C,符号距离函数就是点 $(x, y)$ 到曲线C的最短距离。

$$\begin{cases} \phi(x, y) > 0 & \text{点}(x, y)\text{在轮廓曲线}C_0\text{内部} \\ \phi(x, y) = 0 & \text{点}(x, y)\text{在轮廓曲线}C_0\text{上} \\ \phi(x, y) < 0 & \text{点}(x, y)\text{在轮廓曲线}C_0\text{外部} \end{cases} \quad (2)$$

同时符号距离函数必须满足 $|\nabla \phi|=1$ 。通常为了保持水平集函数的平滑、连续性以及计算方便,一般选用圆周、正多边形等作为初始化符号距离函数。这样做的好处是能够简化计算,但是缺点是初始曲线距离要分割的目标较远,不利于快速准确地分割出全部目标<sup>[8]</sup>。

### 1.2 无需重新初始化方法

针对于水平集函数中重新初始化问题,因此, Li等人提出了无重新初始化的水平集方法,在文献[5]中引入了一个罚函数项:

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} |\nabla \phi(x, y) - 1|^2 dx dy \quad (3)$$

式中, $\Omega$ 代表图像区域, $P(\phi)$ 是用来度量水平集函数偏离符号距离函数的程度。在求解 $P(\phi)$ 极小值的过程中, $\nabla \phi(x, y)$ 将逐渐趋于1,故水平集函数 $\phi(x, y, t)$ 在演化过程中将近似为一个符号距离函数,因而不需要重新初始化水平集函数。

### 1.3 C-V模型

C-V模型基本原理为:假设图像中每个同质区域的亮度是常数,最小化能量函数就是寻找一个最优的分段光滑函数,使得分割图像与原图像之间的差异最小。C-V模型是简化的M-S模型。

定义图像 $I_0(x, y)$ 被闭合曲线C划分为目标(inside(C))和背景(outside(C))两个同质区域, $c_1$ 、 $c_2$ 分别是目标区域和背景区域的灰度均值,则C-V模型就是寻找真正的轮廓 $C_0$ ,该模型能量方程为:

$$E^{CV}(c_1, c_2, C) = \mu \text{length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |I_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |I_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (4)$$

其中, $\text{length}(C)$ 是闭合曲线的长度, $\text{Area}(\text{inside}(C))$ 是目标区域的面积,控制系数 $\mu$ 、 $\nu \geq 0$ , $\lambda_1$ 、 $\lambda_2 > 0$ 。式(4)的水平集表达式可写成如下形式:

$$E_\epsilon(c_1, c_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta_\epsilon(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I_0(x, y) - c_1|^2 |H_\epsilon(\phi(x, y))| dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I_0(x, y) - c_2|^2 |1 - H_\epsilon(\phi(x, y))| dx dy \quad (5)$$

其中  $H(z)$  是 Heaviside 函数, 可表示为:

$$H_\varepsilon(z) = \frac{1}{2} \cdot \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right] \quad (6)$$

$\delta(z)$  是狄拉克函数:  $\delta(z) = \frac{d}{dz}H(z)$ . 其表达式为:

$$\delta(Z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + Z^2} \quad (7)$$

由式(5)可知, 只有当目标轮廓线位于两个同质区域的边界上时,  $E_\varepsilon(c_1, c_2, \phi)$  才能取得最小值. C-V 模型是充分利用了图像的全局信息, 这样在图像分割中能够得到全局最优解. 由于该模型函数中没有加入图像的梯度信息项, 因而对于边界光滑或者边界不连续的目标分割具有很好的效果; 同时该模型能够有效地处理含有噪声的图像; 此外, C-V 模型还可以自动检测出目标中的内部空洞区域.

## 2 改进水平集模型

### 2.1 局部颜色信息

由于 C-V 模型、LBF 模型等都是基于图像灰度信息, 因此对于彩色图像中, 分割出来的目标中往往还有大量冗余信息. 例如对于草莓图像中, 仅仅基于灰度信息分割出来的目标就会有草莓的叶片、根茎, 这样分割的结果很大程度上将直接影响到后续的分析处理的准确性. 因此, 对于这类图像, 需要在基于灰度信息的 CV 模型中引入颜色信息, 这样能够更加快速准确的分割出目标区域.

由文献[9]可知, 相较于 RGB 模型、YUV 模型, HSV 颜色模型能很好地克服光照带来的影响, 具有较强的鲁棒性. HSV(Hue Saturation Value)模型是面向视觉感知的彩色模型. 在 HSV 空间中的色调(Hue)、对比度(Saturation)、亮度(Value)三要素是独立的三个分量, 与人类的颜色视觉感知比较接近. 因而在进行草莓图像分割中选取 HSV 空间作为先验的颜色信息分量. RGB 到 HSV 的转换为:

$$V = \max(R, G, B) \quad (8)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V} & V \neq 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

$$H = \begin{cases} \frac{(G-B)60}{S} & V = R \\ 120 + \frac{(B-R)60}{S} & V = G \\ 240 + \frac{(R-G)60}{S} & V = B \end{cases} \quad (10)$$

根据 Chan-Vese 模型能量项的构造思想构建了包含颜色信息的模型:

$$E(M_1, M_2) = \lambda_1 \int_{inside(C)} |M(x) - M_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{outside(C)} |M(x) - M_2|^2 dx \quad (11)$$

其中,  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  均为大于零的固定参数.  $M_1$  和  $M_2$  相当于 C-V 模型中  $c_1$  和  $c_2$ , 定义如下:

$$M_1 = \frac{\int_{inside(C)} M(x) dx}{|Area(inside(C))|} = \frac{\int_{\Omega} M(x)H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (12)$$

$$M_2 = \frac{\int_{outside(C)} M(x) dx}{|Area(outside(C))|} = \frac{\int_{\Omega} M(x)(1-H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1-H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (13)$$

### 2.2 扩展型结构张量

草莓表面呈聚合果状, 可看作是一种纹理信息, C-V 模型自身对于纹理图像的分割效果并不明显. 文献[10,11]中将结构张量信息应用到基于测地线活动轮廓模型的纹理图像分割算法中, 对于纹理图像的分割取得了不错的效果. 因而在对草莓一类具有纹理信息的图像分割中, 引入结构张量信息是很有必要的.

传统的结构张量定义如下:

$$J_\sigma = K_\sigma * (\nabla I \nabla I^T) = \begin{pmatrix} K_\sigma * I_x^2 & K_\sigma * I_x I_y \\ K_\sigma * I_x I_y & K_\sigma * I_y^2 \end{pmatrix} \quad (14)$$

其中,  $I$  为标量图像,  $K_\sigma$  是方差为  $\sigma$  的高斯核函数. 可以看出, 传统的结构张量中没有任何灰度或者颜色信息, 文献[12]中将灰度信息引入到结构张量中构造了新的扩展型结构张量并且能够很好地分割纹理图像. 对于草莓图像的分割, 纹理部分的颜色信息与背景存在着明显的差异, 因此, 本文将颜色分量引入到传统结构张量中, 构造的新的扩展型结构张量如下:

$$M_\sigma = K_\sigma * (\nabla I \nabla I^T) = \begin{pmatrix} K_\sigma * I_x^2 & K_\sigma * I_x I_y & K_\sigma * I_x M \\ K_\sigma * I_x I_y & K_\sigma * I_y^2 & K_\sigma * I_y M \\ K_\sigma * I_x M & K_\sigma * I_y M & K_\sigma * M^2 \end{pmatrix} \quad (15)$$

可以看出, 扩展型结构张量中含有六个特征通道, 其中三个通道含有颜色信息. 这样可以计算出来的扩

展型结构张量,将原始图像用扩展型结构张量的所有特征通  $M_{\sigma,i}$  ( $i=1,2,\dots,9$ ) 的均值来替代,这样就能进行含有纹理的彩色图像进行分割.  $Aver_{\sigma}$  计算如下:

$$Aver_{\sigma} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 M_{\sigma,i} \quad (16)$$

### 2.3 基于先验信息的水平集模型

将上述构造的先验颜色信息与 Li 模型中无需重新初始化罚值项引入到 C-V 模型中,构造新的基于先验信息的水平集模型. 总的能量函数定义为如下形式:

$$E(c_1, c_2, M_1, M_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} (\alpha |I_0(x, y) - c_1|^2 + \beta |M(x) - M_1|^2) H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (\alpha |I_0(x, y) - c_2|^2 + \beta |M(x) - M_2|^2) (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy + \int_{\Omega} \frac{1}{2} |\nabla \phi(x, y) - 1|^2 dx dy \quad (17)$$

式中,  $\mu$ 、 $\nu$ 、 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$  为大于零的固定参数. 通常令  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ ,  $\nu = 0$ .

式(17)能量函数的最小化求解可利用变分法推导出水平集函数  $\phi(x, y)$  的 Euler-Lagrange 方程,再利用梯度下降流法<sup>[13]</sup>,并引入时间变量  $t \geq 0$ ,最后得到该能量函数的演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \left( \Delta \phi - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) + \delta_{\varepsilon}(\phi) (\lambda_1 (\alpha (I_0 - c_1)^2 + \beta (M - M_1)^2) + \delta_{\varepsilon}(\phi) (\lambda_2 (\alpha (I_0 - c_2)^2 + \beta (M - M_2)^2)) \quad (18)$$

因此,可以通过式(18)在迭代过程中不断演化更新水平集函数,直至式(18)取得极小值,此时的水平集表达式即为最终目标轮廓.

本模型是在保留了 C-V 模型中灰度信息与区域信息的基础上,首先引入了颜色信息,使得模型在一定程度上克服了光照以及冗余信息带来的影响;然后又引入了局部纹理信息,使得该模型能够很好的分割纹理图像.

## 3 实验与分析

本文主要是以草莓果实图像为实验对象. 对于一幅简单背景中草莓图像,不仅可以使传统的阈值法来分割,而且也可以使用传统 C-V 模型来分割. 但是对于背景复杂或者是田间自然背景中,草莓旁边可能有叶片、根茎以及杂草. 如果使用传统的方法就很难分割出图像中草莓果实区域且不包含茎叶部分了. 如果能够很好利用草莓本身的颜色信息与纹理信息,将

有助于取得好的分割效果. 因此,可利用上节中提出的一种基于先验颜色、纹理信息的水平集分割方法,用该水平集方法对草莓图像进行分割.

### 3.1 算法步骤描述

本文主要是分割复杂背景下草莓果实为目的,提出了基于先验颜色、纹理信息的水平集模型,并对草莓图像进行了分割实验. 其中算法的关键步骤如下:

1) 输入原始彩色图像  $I$ , 其灰度图像为  $I_0$ , 将原始图像进行颜色空间转换得到  $H$ 、 $S$ 、 $V$  各个分量;

2) 按照式(10)计算融入 HS 分量<sup>[14]</sup>后的扩展型结构张量,并计算其均值替换灰度图像  $I_0$ ;

3) 在  $I_0$  中设置初始曲线,并设置如下参数数值: 时间步长  $\Delta t$ 、网格间隔  $h$ 、正则化参数  $\varepsilon$ 、控制系数  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、纹理控制系数  $\eta$ 、迭代次数  $\text{iteration}$  以及长度惩罚项参数  $\mu$ .  $\mu$  一般使用  $o * 255^2$  的形式,其中  $o \in [0, 1]$ ,如果要分割小目标,则  $\mu$  应该取一个较小的值;如果要分割大目标,则  $\mu$  应该取一个较大的值.

4) 计算式(15),演化水平集函数;

5) 判断水平集演化是否可以终止,如果是的话,算法结束,否则转到第 4)步.

### 3.2 结果及分析

在 Matlab2012a 环境下,编程实现了本文中水平集模型的草莓图像分割算法. 试验中的计算机配置为: Intel Core(TM)i3 CPU 2.67GHz 中央处理器, 2G 内存, Windows 7 操作系统. 其中统一设置的参数如下:

$$\Delta t = 0.1, \quad h = \varepsilon = 1, \quad \lambda_1 = \lambda_2 = 1, \quad \mu = 0.01 * 255 * 255.$$

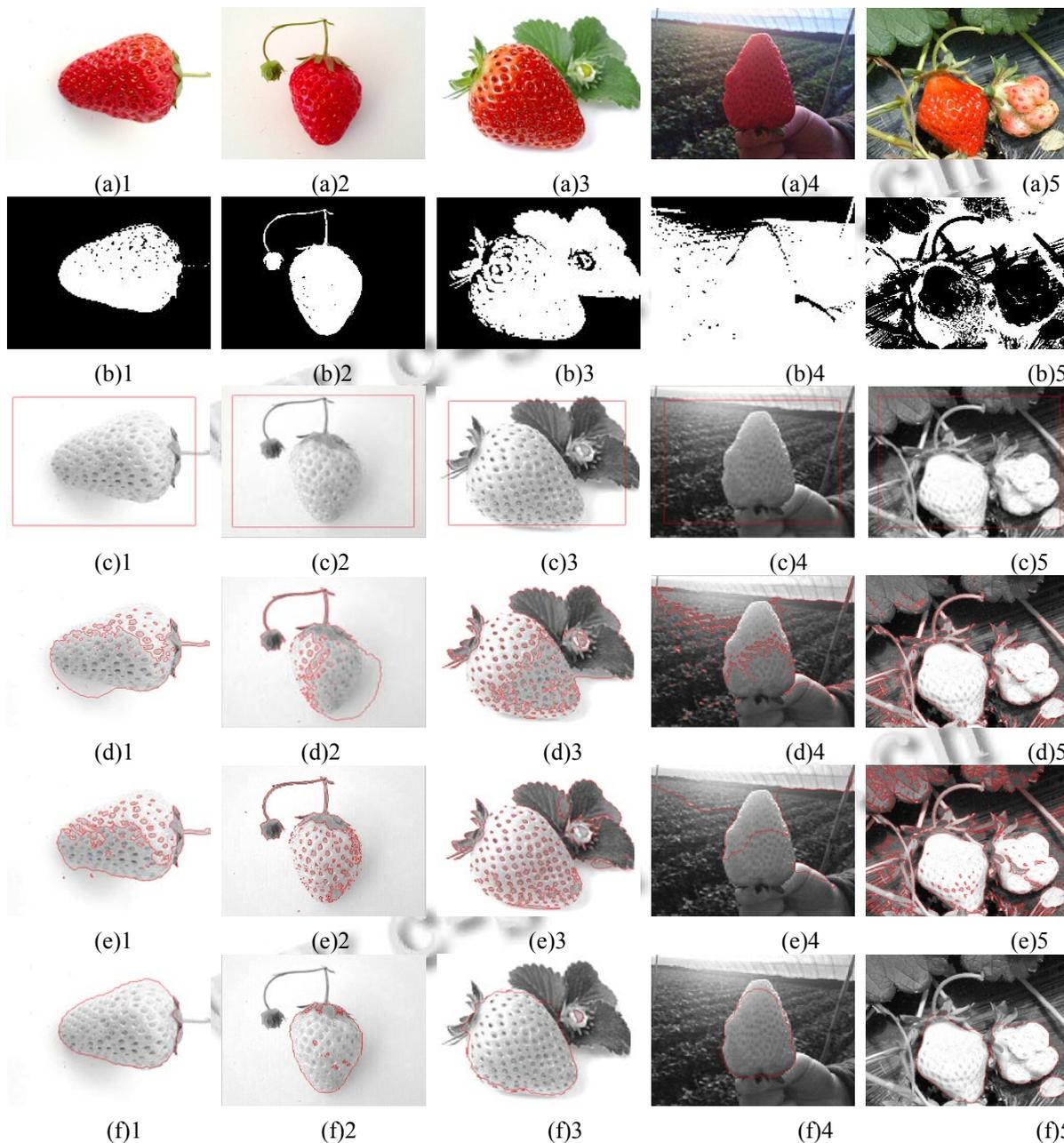
对简单背景下的三组草莓图像以及复杂背景下的两组草莓图像,分别使用 OTSU 算法、传统 C-V 模型、改进 C-V 模型以及本文算法进行分割实验. 实验结果如图 1 所示.

图 1 中 a 行是原图, b 行是 OTSU 算法分割结果, c-f 行依次是水平集初始轮廓、传统 C-V 模型、改进 C-V 模型以及本文算法的分割结果.

其中,图(a)1、(a)2 与(a)3 均是简单背景下的草莓图像. 可以看出,OTSU 算法能够找到一个合适的分割阈值,将图像分割成前景与背景两部分,但是无法将草莓与茎叶等分离开来. 从图 d1 与 d2 中可看出,传统 C-V 模型的分割结果中含有了阴影. 这是由于该模型主要是基于图像的边缘梯度,因此分割结果对阴影比较敏感. 虽然改进的 C-V 模型是在原基础上结合了区

域信息, 能够很好地克服传统 C-V 模型存在的不足, 但是这两种模型均无法处理草莓表面的纹理, 如图 c1-c3 与 e1-e3 所示. 在本文算法中, 首先引入了颜色信息, 使得本算法最终收敛在图像中红色草莓区域,

有效地避免了阴影部分的影响. 其次, 融入了纹理扩展型结构张量, 使得该算法能很好地处理纹理特征, 如图 f1-f3 所示.



其中, (a)1-(a)5 是原始图像, (b)1-(b)5 是 OTSU 算法结果, (c)1-(c)5 是水平集方法初始轮廓, (d)1-(d)5 是传统 C-V 模型分割结果, (e)1-(e)5 是改进 C-V 模型分割结果, (f)1-(f)5 是本文算法分割结果

图 1 对比实验结果

(a)4 与(a)5 是复杂背景下的草莓图像. 在图(b)4、(b)5 中可看出, OTSU 算法已无法找到一个合适的阈值

将目标从复杂背景下分割出来. 同样对传统 C-V 模型以及改进 C-V 模型想要分割出完整的草莓也显得尤为

困难. 本文的算法得到的结果还需进一步的形态学处理才能得到独立的草莓果实区域, 如图(f)4、(f)5 所示.

### 3 结语

本文先后引入了颜色纹理特征作为先验信息, 提出了一种基于先验信息的水平集方法. 然后, 将该方法用于草莓图像的分割中, 成功实现了草莓图像的自动分割. 分别对简单背景与复杂背景下的草莓图像进行试验, 结果表明: 相较于 OTSU 算法、传统 C-V 模型以及改进 C-V 模型, 本文算法能够更有效地实现草莓果实区域与背景的分离.

虽然改进后的水平集方法能够提高草莓图像的分割准确度, 但却是以算法时间复杂度为代价, 因而在提高精度的同时并加快分割的速度有待于进一步深入研究.

### 参考文献

- 1 Osher S, Sethian JA. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- 2 Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- 3 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *International journal of computer vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- 4 Chan TF, Vese LA. Active contours without edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- 5 Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2005)*. IEEE. 2005, 1. 430-436.
- 6 袁媛,李淼,梁青,等. 基于水平集的作物病叶图像分割方法. *农业工程学报*,2011,27(2):208-212.
- 7 Wang XF, Huang DS, Du JX, et al. Classification of plant leaf images with complicated background. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 205(2): 916-926.
- 8 李伟斌.基于水平集方法的图像分割研究[硕士学位论文].长沙:国防科学技术大学,2009.
- 9 赵红雨,吴乐华,史燕军,等.基于 HSV 颜色空间的运动目标检测方法. *现代电子技术*,2013,36(12):45-48.
- 10 Feddern C, Weickert J, Burgeth B. Level-set methods for tensor-valued images. *Proc. Second IEEE Workshop on Geometric and Level Set Methods in Computer Vision*. 2003. 65-72.
- 11 Lee SM, Abbott AL, Clark NA, et al. Active contours on statistical manifolds and texture segmentation. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2005)*. IEEE. 2005, 3. III-828-31.
- 12 Wang XF, Huang DS, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 603-618.
- 13 王大凯,候榆青,彭进业.图像处理的偏微分方程方法.北京:科学出版社,2008.
- 14 王玉德,张学志.复杂背景下甜瓜果实分割算法. *农业工程学报*,2014,30(2):176-181.