

基于水平集和先验信息的农业图像分割方法*

耿楠 于伟 宁纪锋

(西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100)

【摘要】 提出了一种基于先验信息的 C-V 模型并对杂草、小麦、苹果进行分割研究。根据某类农业图像的特点,把图像表示为易于分割的模型,提取模型中感兴趣目标的信息量作为先验信息,通过 H 分量得到初始轮廓,并以此初始化提出的模型,迭代求解水平集函数,得到收敛的目标轮廓曲线。对杂草、小麦、苹果分割结果统计分割面积正确率为 0.999、0.999、0.846,面积错误率为 0、0、0.125。

关键词: 农业图像 水平集 先验信息 图像分割

中图分类号: TP391.41; S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2011)09-0167-06

Segmentation of Agricultural Images Using Level Set and Prior Information

Geng Nan Yu Wei Ning Jifeng

(College of Information Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shanxi 712100, China)

Abstract

A C-V model based on level set and prior information was proposed and was applied to segment weed, wheat and apple images. Based on the characteristics of the image, the image was represented by a model which made the image easy to segment at first, and then the data contents of a region of interest in this model were extracted as the prior information. An initial contour by hue was obtained and the proposed model by this contour was initialized, the level set function was iteratively solved. Finally, a stationary contour was obtained. The correct rates of weed, wheat and apple were 0.999, 0.999 and 0.846 respectively and the error rates were 0, 0 and 0.125 respectively.

Key words Agricultural image, Level set, Prior information, Image segmentation

引言

目前,图像处理技术已广泛应用到农业领域中。吕强等^[1]采用 $G-B$ 色差分量,通过 Otsu 自适应阈值算法实现了成熟柑橘图像的分割,但由于光照、树叶、树枝等干扰,果实自身颜色、形状不同及相互之间的遮挡、重叠等问题,作者又采取数学形态学方法优化。张亚静等^[2]利用亮度和颜色的信息融合来分割苹果,其中利用光斑的唯一性确定邻接区域的果实数,由于亮度信息假设并不完善,所以算法还存在一定局限性。周天娟等^[3]使用 BP 神经网络方法、聚类快速分割和分水岭区域分割研究了接触成熟草莓果实图像的分割。赵博等^[4]把基于微粒群与 K -均值算法的图像分割方法应用到农业图像分

割中。前人的研究表明,由于农业图像噪声大,背景复杂,形状多变等原因,一般分割算法往往存在普适性差、辅助算法复杂等问题。

C-V 是一种基于能量模型的分割方法,其使用水平集^[5]从更高一维表示曲线,用高维超曲面等值点表示闭合曲线,与 K -均值聚类和区域生长法等基于数据的分割方法相比,具有边界连续等优点^[6]。基于农业图像的特点,本文提出一种基于先验信息的 C-V 模型,并将此模型应用到农业图像分割中,以实现 4 种农业图像的分割。

1 C-V 模型

Chan 与 Vese^[7]提出了 active contours without edges 模型,即 C-V 主动轮廓模型。C-V 模型中,

收稿日期: 2010-10-12 修回日期: 2010-12-10

* 国家自然科学基金资助项目(60975007,61003151)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(QN2009091)

作者简介: 耿楠,副教授,主要从事计算机视觉与图像处理研究, E-mail: nangeng@nwsuaf.edu.cn

通过轮廓曲线 C 将图像分为曲线内外两类, 则其能量函数为

$$E(c_1, c_2, C) = v \text{Length}(C) + \mu \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式中 v, μ, λ_1 和 λ_2 为固定参数, $v \geq 0, \mu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$, 在大多数情况下 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \mu = 0$ 。Length(C) 为轮廓曲线 C 的长度, Area($\text{inside}(C)$) 为轮廓曲线 C 所包围区域的面积, $u_0(x, y)$ 为图像函数, c_1 为曲线 C 内图像函数的平均值, c_2 为曲线 C 外图像函数的平均值。式(1)表明, 只有轮廓曲线 C 位于两同质交界时才可取得最小的能量函数。通过迭代求取 c_1, c_2, C 即可求出使能量函数最小的轮廓曲线。

2 基于先验信息的 C-V 模型

将原始图像转换为特定的模型, 设其为函数 g , 且其定义域为 $\Omega, \Omega \rightarrow \mathbf{R}^n$, n 表示此模型中向量的维数, 如 HSV 模型, $n = 3$ 。设子集 $C \subset \Omega$, C 是在 Ω 上的演化曲线, 设 A 为先验信息, 根据具体应用 A 可以为标量、向量、矩阵等不同形式。则能量函数 E 表示为

$$E(C) = \iint_{\text{inside}(C)} |g - A|^2 dx dy + \mu \text{Area}(\text{outside}(C)) + v \text{Length}(C) \quad (2)$$

式中 μ, v 与式(1)同为固定参数, 但其范围为 $\mu > 0, v \geq 0$ 。第1项称为相似度, 使曲线 C 包围具有先验信息的部分, 第2项称为外部面积项, 使曲线 C 正确收敛到边界, 第3项称为长度项。最小化 E 就是使曲线 C 内与先验信息 A 相近且 C 的外面积尽量小。

由于该模型是基于区域的主动轮廓模型, 所以具有较好的抗噪性和较强的鲁棒性。实验表明, 虽然先验信息 A 只是一个标量, 但 C 最终可收敛到包含一定范围值的区域。

该模型未知量仅有曲线 C , 与 C-V 模型^[7] 和 LBF 模型^[8] 等其他含有多个未知量的能量方程相比, 每迭代一次只需更新代表 C 的水平集函数即可。此外, 通过引入外部面积项, 忽视与先验信息无关的图像信息, 完成先验分割的同时减少了不必要的计算。

该模型中, 可以引入多个先验信息, 加入相应的水平集函数即可实现多个感兴趣目标的分割, 进行图像语义的识别。因此, 该模型具有较好的扩展性。

2.1 参数分析

分析可知, 式(2)中影响分割结果的主要参数

是 μ 和 v 。在不能准确或合理地给出先验信息的情况下, 只能得到目标的近似先验信息 A 。此时式(2)的第1项不再为零, 而在 $\text{inside}(C)$ 的非目标区域, 此项远大于目标区域的值, 基于此, 只要适当增大 μ , 即可使 C 在 E 最小化的过程中逼近由先验信息 A 指定的物体边界。在实际应用中, 可根据实验结果, 调整 μ , 当曲线 C 过度收缩时, 增大 μ , 反之, 则减小 μ 。

式(2)中, v 决定了曲线的光滑程度, 要求曲线轮廓的总长度尽可能短, 避免分割图像中的噪声以及太小或无意义的细节。其中 v 越大, 所得曲线 C 越光滑, 其值可根据经验值确定。

2.2 水平集函数

水平集是一类用于模拟动态隐式曲面及近似 Hamilton-Jacobi 偏微分方程解的数值算法, 由 Osher 和 Sethian^[5] 提出。利用水平集方法, 演化曲线 C 由 Lipschitz 函数的零等高线隐式表达为

$$\begin{cases} C(x, y) = \{(x, y) | \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \{(x, y) | \phi(x, y) < 0\} \\ \text{outside}(C) = \{(x, y) | \phi(x, y) > 0\} \end{cases} \quad (3)$$

式中 ϕ ——Lipschitz 函数, 一般初始化为符号距离函数

为了表示面积、曲线长度等具有几何意义的项, 引入 Heaviside 函数^[9]。设 $H(\phi)$ 为 Heaviside 函数, 即

$$H(\phi) = \begin{cases} 1 & (\phi \geq 0) \\ 0 & (\phi < 0) \end{cases} \quad (4)$$

则曲线长度可以表示为

$$|C| = \iint_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx dy = \iint_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (5)$$

其中 $\delta(\phi) = \frac{d}{d\phi} H(\phi)$

式中 $\delta(\phi)$ ——Dirac 函数

曲线 C 外的面积可以表示为

$$\text{Area}(\text{outside}(C)) = \iint_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \quad (6)$$

则式(2)对应的以水平集函数为参量的能量泛函为

$$E(\phi) = \iint_{\Omega} |(g - A)|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy + \mu \iint_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + v \iint_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (7)$$

用变分法和最陡梯度下降流方法得到变分公式为^[10]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left[|g - A|^2 - \mu + v \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \delta(\phi) \quad (8)$$

2.3 数值化实现

设 $H(\phi)$ 与 $\delta(\phi)$ 分别选取的正则化函数为

$$H_\varepsilon(\phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi}{\varepsilon} \right) \right) \quad (9)$$

式中 ε ——决定光滑度的参数

$$\delta_\varepsilon(\phi) = \frac{d}{d\phi} H_\varepsilon(\phi) = \frac{1}{\pi \varepsilon^2 + \phi^2} \quad (10)$$

水平集函数曲率计算公式为

$$k = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \left(\frac{\phi_x}{|\nabla \phi|} \right)_x + \left(\frac{\phi_y}{|\nabla \phi|} \right)_y = \frac{\phi_{xx}\phi_y^2 + \phi_{yy}\phi_x^2 - 2\phi_x\phi_y\phi_{xy}}{\sqrt{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^3}} \quad (11)$$

采用中心差分法求 k 中的偏导数,则

$$\frac{\phi_{x,y}^{n+1} - \phi_{x,y}^n}{\Delta t} = \left[|g_{x,y} - A|^2 - \mu + v \left(\frac{\phi_{xx}(\phi_y^n)^2 + \phi_{yy}(\phi_x^n)^2 - 2\phi_x^n\phi_y^n\phi_{xy}^n}{\sqrt{((\phi_x^n)^2 + (\phi_y^n)^2)^3}} \right) \right]_{x,y} \delta_\varepsilon \phi_{x,y}^n \quad (12)$$

式中 Δt ——时间迭代步长

由式(12)可以看出, $\delta_\varepsilon(\phi)$ 函数限制了 ϕ 的演化范围,不改变远离零水平集区域的 ϕ 值,分割结果将漏掉远离初始轮廓的目标。增大 $\delta_\varepsilon(\phi)$ 中的参数 ε 或者以 1 代替 $\delta(\phi)$,即可克服 $\delta(\phi)$ 的限制。以 1 代替 $\delta(\phi)$,得到

$$\frac{\phi_{x,y}^{n+1} - \phi_{x,y}^n}{\Delta t} = |g_{x,y} - A|^2 - \mu + v \left(\frac{\phi_{xx}(\phi_y^n)^2 + \phi_{yy}(\phi_x^n)^2 - 2\phi_x^n\phi_y^n\phi_{xy}^n}{\sqrt{((\phi_x^n)^2 + (\phi_y^n)^2)^3}} \right)_{x,y} \quad (13)$$

2.4 算法

综上所述,基于水平集和先验信息的图像分割算法可归纳如下:① 初始化参数 μ, v , 初始化水平集函数为符号距离函数。② 根据感兴趣的目标,找到突出目标的模型,并把原图像转换成此模型,并以此模型表示的目标信息量作为先验信息。③ 求解偏微分方程获得新的水平集函数。④ 重新初始化水平集函数为符号距离函数。⑤ 判断结果是否稳定,若稳定则停止,反之,返回步骤③重新计算。

3 实验方法

根据 2.4 节提出的算法,以杂草实验为例说明本文的实验方法。

从式(2)中可以看出,能量函数是通过第 1 项

相似度项和第 2 项外部面积项实现平衡的。由于本文实验中 A 只是选取 1 个均值,此时式(2)的第 1 项不再为零。在理想的目标区域,其相似度值有大有小,而在理想的非目标区域,其相似度远小于目标区域。因此,只要使 μ 为目标区域中 $|g - A|^2$ 的较大值即可克服 A 为 1 个值的局限。或者可以根据实验结果调节,当曲线 C 过度收缩时,增大 μ ,反之,则减小 μ 。同类图像的理想目标区域类似,所以其值 $|g - A|^2$ 相近,因此 μ 不变或者微调可以得到最佳分割结果。参数 v 不同于 μ ,它对分割只起辅助作用,控制边界的光滑程度。

符号距离函数的初始化不影响本文算法的分割结果。但为了加快分割速度,本文采取 H 分量进行初始分割。由于本文实验中的先验信息 A 是一个点的信息,所以可以获得这个点的色度值 H 。图像中点的色度值大于 $H - 5$ 或小于 $H + 5$ 都算作目标。此时图像可以看作是二值图像,初始目标区域为 1,非目标区域为 0,由此可以求出每个像素到 0~1 交界的最近距离,并把初始目标区域内的距离取负,而非初始目标区域内的距离不变。此距离值就是符号距离函数的值。所以符号距离函数即 $\phi^0: R^2(x, y) \rightarrow R$ (距离)。符号距离函数具有 $|\nabla \phi| = 1$ 的性质。

根据杂草图像的特点, $R - G, G - B, R - G - B$ 模型更易区分杂草与背景的不同,易于分割杂草。所以把杂草图像用 $R - G, G - B, R - G - B$ 模型表示。通过交互程序,用鼠标人为在杂草上选取 2 个点,一个较亮点,一个较暗点,得到这两个点的 R, G, B 值,再求其平均值。将此平均值转换为 $R - G, G - B, R - G - B$ 模型对应的值作为代表杂草的先验信息 A 。

通过式(13)求取新的水平集函数。 $\phi_{x,y}^{n+1}$ 代表在 $n + 1$ 时刻此 (x, y) 点上符号距离函数 ϕ 的值, $\phi_{x,y}^n$ 代表在 n 时刻此 (x, y) 点上符号距离函数 ϕ 的值, $\phi_{x,y}^n$ 是已知的,最初为初始化的符号距离函数 ϕ^0 。 $g_{x,y}$ 为杂草图像上 (x, y) 点对应的 $R - G, G - B, R - G - B$ 的值。 ϕ_x 代表 ϕ 对 x 求偏导, ϕ_y 代表 ϕ 对 y 求偏导, ϕ_{xx} 代表 ϕ 对 x 求二阶偏导, ϕ_{yy} 代表 ϕ 对 y 求二阶偏导, ϕ_{xy} 代表 ϕ 对 x 求偏导,再对 y 求偏导。为了保证水平集函数 ϕ 演化稳定且由于式(11)中 k 的求取采用中心差分,所以时间迭代步长 Δt 需满足更具限制性的 CFL 条件^[11]。

水平集函数在演化过程中,其梯度呈不规则变化,即 $|\nabla \phi|$ 远大于 1 或远小于 1,影响演化的稳定性,Chopp^[12]引入了周期性重新初始化水平集函数的思想。因此,本文引入 Sussman、Smereka 和 Osher^[13]提出的周期性重新初始化水平集函数方法以解决梯度的不规则变化问题。

此方法的优点是可以不用考虑参数,其公式为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -S(\phi_0)(|\nabla \phi| - 1) \quad (14)$$

其中
$$S(\phi_0) = \begin{cases} 1 & (\phi_0 \in \Omega^+) \\ -1 & (\phi_0 \in \Omega^-) \\ 0 & (\phi_0 \in \partial\Omega) \end{cases}$$

式中, $S(\phi_0)$ 为符号函数,保证了零水平集不会发生变化,且使 $|\nabla \phi|$ 逼近 1。

得到新的水平集函数 ϕ^{n+1} 后,通过一个阈值自动判断是否达到稳定。分别求取 $H(\phi^{n+1})$ 和 $H(\phi^n)$,并计算 $H(\phi^{n+1}) - H(\phi^n)$ 的绝对值,即此绝对值的和代表轮廓曲线变动的面积,再用此面积除以图像的大小,如果商小于 0.000 1(一个较小的阈值),认为达到稳定。

基于以上分析,总结杂草图像分割步骤:

(1) 首先初始化 $\mu = 10\ 500, v = 600$,再对图像采用 H 分量进行初始分割,如图 1 所示,将分割结果转化为符号距离函数。

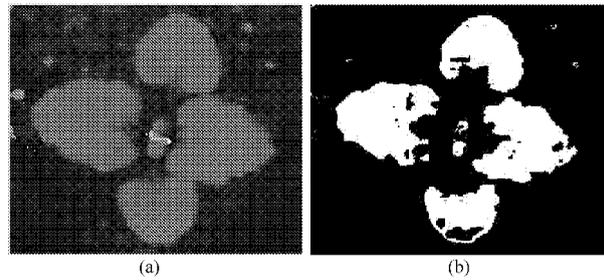


图 1 杂草初始分割
Fig. 1 Initial segmentation of weed
(a) H 图像 (b) 初始分割结果

(2) 把图像转换为 $R - G, G - B, R - G - B$ 模型,通过采样杂草较亮和较暗的 R, G, B 值求取均值,再将此均值转换为 $R - G, G - B, R - G - B$ 模型对应的值作为先验信息 A 。

(3) 通过式 (13) 求取新的水平集函数。

(4) 通过 Sussman 等^[13] 提出的方法重新初始化水平集函数为符号距离函数,如图 2 所示,可以看出图 2b 比图 2a 平滑。

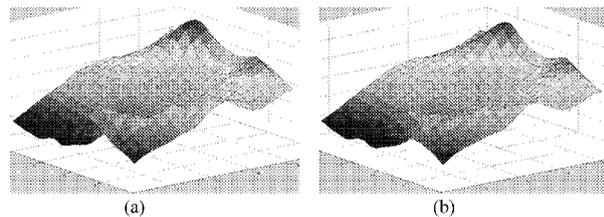


图 2 水平集函数的局部放大
Fig. 2 Partial enlarged view of level set

(a) 原始水平集函数 (b) 重新初始化水平集函数

(5) 判断结果是否稳定,若稳定则停止。经迭

代 16 次达到稳定,用时 1.75 s,具有较好的实时性。

4 实验结果和讨论

如图 3a 的杂草图像,首先通过采样杂草较亮和较暗的 R, G, B 值求取均值,再将此均值转换为 $R - G, G - B, R - G - B$ 模型对应的值作为先验信息 $A, \mu = 10\ 500, v = 600$,可得到图 3b 的杂草分割图像。

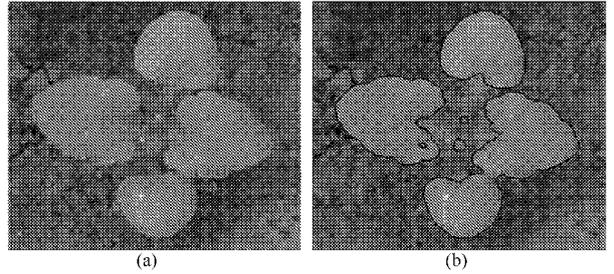


图 3 分割杂草

Fig. 3 Segmentation of weed
(a) 原始图像 (b) 分割结果

如图 4a 的小麦图像,首先通过采样小麦较亮和较暗的 R, G, B 值求取均值,再将此均值转换为 $2G - B - R, 1.4R - G, R - B$ 模型对应的值作为先验信息 $A, \mu = 3\ 600, v = 300$,可得到图 4b 的杂草分割图像。

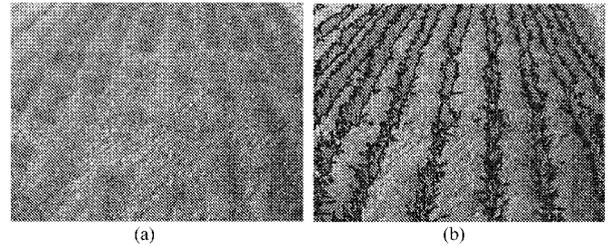


图 4 分割小麦

Fig. 4 Segmentation of wheat
(a) 原始图像 (b) 分割结果

如图 5a 的苹果图像,本文选取一个苹果的 R, G, B 均值,再将其转换为 $R - G, G - B, R - G - B$ 模型对应的值作为先验信息 $A, \mu = 3\ 100, v = 1\ 000$,可得到图 5b 的苹果分割图像。

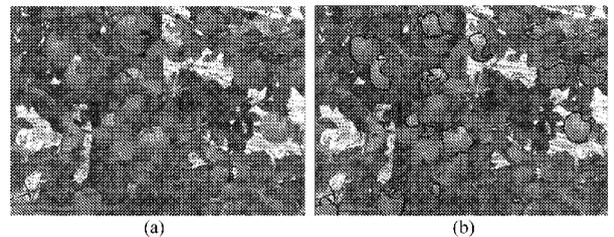


图 5 分割苹果

Fig. 5 Segmentation of apple
(a) 原始图像 (b) 分割结果

通过实验发现,第 1 项相似度项中采取图像模型 g 及其先验信息 A 非常重要。分割会继承图像

模型 g 具有的优点,比如图像模型 g 抗光照则分割不受光照影响。此外, A 的选取越准确,相似度项误差越少,分割结果也越准确。

表 1 给出了实验结果的定量评价,其中人工计算(Photoshop)得到目标面积。提出算法得到的是区域轮廓线,用 ϕ 函数表示, ϕ 函数的函数值为 0,代表区域轮廓线,为负,代表目标区域,为正,代表非目标区域。通过统计 ϕ 函数取负值的个数,得到目标区域面积以及算法识别出的目标与真实目标的交集区域面积,则面积正确率和面积错误率分别为 $A_{int,er}/A_{def}$ 和 $(A_{alo} - A_{int,er})/A_{alo}$ 。其中 A_{def} 为人工计算得到的目标面积; A_{alo} 为算法得到的目标面积; $A_{int,er}$ 为算法识别出的目标与真实目标的交集区域面积。

表 1 不同农业图像的分割质量评价

Tab. 1 Quantitative evaluation of image segmentation for different agricultural images

指标均值	图像类别		
	杂草	小麦	苹果
面积正确率	0.999	0.999	0.846
面积错误率	0	0	0.125

从表 1 中可以看出,虽然先验信息 A 采用一个标量,但其分割结果较为准确。

为了验证参数在不同天气状况下的适应性,分别拍摄强光照和弱光照两幅落叶图像。采样强光照落叶较亮和较暗的 $R、G、B$ 值求取均值为 [183 168 137],采样弱光照落叶较亮和较暗的 $R、G、B$ 值求取均值为 [143 134 113]。

如图 6a 的弱光照落叶图像,把强光照均值 [183 168 137] 转换为色度 H 模型对应的值作为先验信息 $A, \mu = 200, v = 1500$, 可得到图 6b 的落叶分割图像。

如图 7a 的弱光照落叶图像,把弱光照均值 [143 134 113] 转换为色度 H 模型对应的值作为先验信息

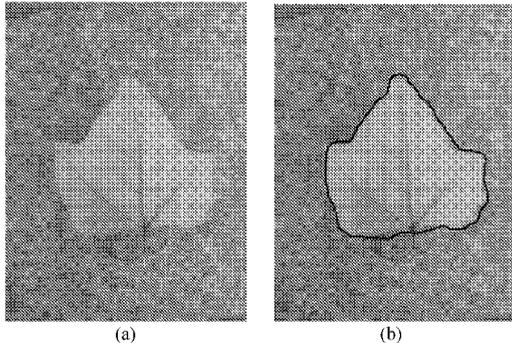


图 6 使用强光照均值分割弱光照落叶图像
Fig. 6 Segmentation of leaf in weak sunshine with average of strong sunshine
(a) 原始图像 (b) 分割结果

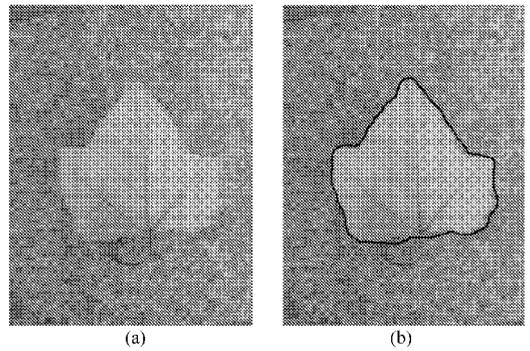


图 7 使用弱光照均值分割弱光照落叶图像
Fig. 7 Segmentation of leaf in weak sunshine with average of weak sunshine
(a) 原始图像 (b) 分割结果

$A, \mu = 200, v = 1500$, 可得到图 7b 的落叶分割图像。

如图 8a 的强光照落叶图像,把强光照均值 [183 168 137] 转换为色度 H 模型对应的值作为先验信息 $A, \mu = 200, v = 1500$, 可得到图 8b 的落叶分割图像。

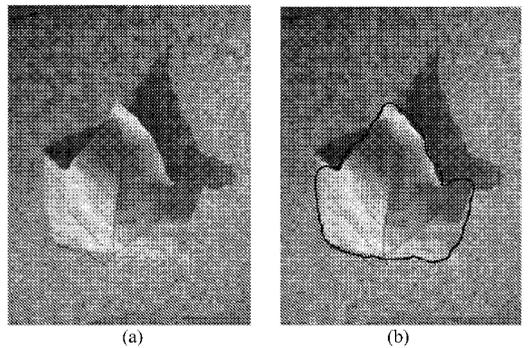


图 8 使用强光照均值分割强光照落叶图像
Fig. 8 Segmentation of leaf in strong sunshine with average of strong sunshine
(a) 原始图像 (b) 分割结果

如图 9a 的强光照落叶图像,把弱光照均值 [143 134 113] 转换为色度 H 模型对应的值作为先验信息 $A, \mu = 200, v = 1500$, 可得到图 9b 的落叶分割图像。

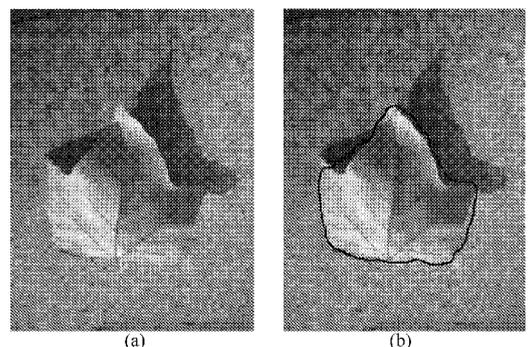


图 9 使用弱光照均值分割强光照落叶图像
Fig. 9 Segmentation of leaf in strong sunshine with average of weak sunshine
(a) 原始图像 (b) 分割结果

通过图6与图7的对比,图8与图9的对比可以看出,强光照的图像和弱光照的图像分别以平均值[183 168 137]和[143 134 113]作分割,均取得理想结果。说明在合理范围内,本算法对 A 有一定的适应性。通过图6对比图8,图7对比图9可以看出,实验中 A 、 μ 、 v 均相同,说明 μ 、 v 确定后,同类目标在不同天气状况下的适应性较为理想。

理想目标区域内与理想目标区域外相似度差别越大, μ 可取合理范围越大。 v 只起控制轮廓光滑度的作用,可以不用改变。

5 结束语

提出了基于水平集和先验信息的C-V模型,并通过水平集方法求解。首先进行初始分割,作为初始的水平集,再将其和农业图像中存在的先验信息嵌入提出的模型中进行演化,取得了较好的分割结果。本文提出的方法具有较好的抗噪性和较强的鲁棒性,与经典的C-V水平集模型相比,计算简单,可扩展性强,为实现复杂环境下的农业图像分割提供了一种新的方法。

参 考 文 献

- 吕强,蔡建荣,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)
- 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)
- 周天娟,张铁中,杨丽,等. 基于数学形态学的相接触草莓果实的分割方法及比较研究[J]. 农业工程学报,2007,23(9):164~168.
Zhou Tianjuan, Zhang Tiezhong, Yang Li, et al. Comparison of two algorithms based on mathematical morphology for segmentation of touching strawberry fruits[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 164~168. (in Chinese)
- 赵博,宋正河,毛文华,等. 基于PSO与K-均值算法的农业超绿图像分割方法[J]. 农业机械学报,2009,40(8):166~169.
Zhao Bo, Song Zhenghe, Mao Wenhua, et al. Agriculture extra-green image segmentation based on particle swarm optimization and K-means clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 166~169. (in Chinese)
- Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. Journal of Computational Physics,1988,79(1):12~49.
- 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)
- Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processings, 2001, 10(2): 266~277.
- Li C, Kao C, Gore C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minnesota: IEEE Press, 2007:1~7.
- Evans L C, Garipey R F. Measure theory and fine properties of functions[M]. Boca Raton:CRC Press, 1992.
- Aubert G, Kornprobst P. Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations[M]. New York: Springer, 2002.
- Osher S, Fedkiw R. Level set methods and dynamic implicit surfaces [M]. New York: Springer, 2003.
- Chopp D L. Computing minimal surfaces via level set curvature flow[J]. Journal of Computational Physics, 1993, 106(1): 77~91.
- Sussman M, Smereka P, Osher S. A level set approach for computing solutions to incompressible two-phase flow[J]. Journal of Computational Physics, 1994, 114(1): 146~159.