

一种基于交互式快速水平集的阴影图像分割算法

林大辉¹ 宁正元¹ 陈秋妹¹

摘要

因受光源等条件的影响,采集的原始图像常常存在着阴影,用传统的水平集方法分割图像,常把阴影误认为是目标.以带阴影的栗属(板栗)果实图像为例,提出一种交互式快速水平集方法实现图像分割.实验结果表明:该算法能够得到正确的阴影图像的分割结果,具有更佳的图像分割性能.

关键词

快速水平集;阴影图像;图像分割;交互式

中图分类号 R857.3

文献标志码 A

0 引言

Introduction

图像分割是图像分析识别的基础.近年来,该技术已经开始应用于农业和林业领域.大多数学者^[1-8]是以颜色特征为依据,采用神经网络、模糊聚类以及颜色阈值等算法成功地实现了植物图像分割.若图像的目标颜色和阴影颜色相近,采用上述方法较难准确地实现图像分割.但一般情况下,因受光源等条件的影响,原始图像可能存在着阴影,且目标图像与其阴影之间界线不明显,差异较小,采用传统的边缘检测算子分割效果不佳.使用传统的水平集方法分割时,如果用零水平集包住目标图像及其阴影,则必然导致零水平集在图像的阴影区域停止,得到了含阴影的目标图像分割区域.为此,本文以栗属(板栗)果实图像为例,应用交互式快速水平集分割方法实现图像分割,分割结果可为树种识别及分类技术提供基础.

1 快速水平集方法

Fast level set method

水平集^[9]图像分割方法的基本思想是先给定一条封闭的初始轮廓线,然后初始轮廓线在一系列外力和内力的相互作用下,一步一步地逼近目标,最后根据一定的约束条件停止在物体的边缘上,完成图像目标分割.传统的水平集方法是利用迭代法不断地迭代更新水平集函数,并应用轮廓检测的方法,提取更新后水平集函数的零水平集,就可得到演化后的活动轮廓线.为了防止轮廓曲线在迭代过程中发生位置“漂移”,水平集函数应该保持为符号距离函数^[10](Signed Distance Function, SDF),但是由于使用数值解法,方程的解并不总是保持为符号距离函数,因此需要周期性地对水平集函数进行重新初始化的处理,以使它保持(或接近)符号距离函数,这是传统水平集方法的一大缺陷.这里介绍的快速水平集方法,可克服这一缺点,完全省略了水平集函数的重新初始化过程,即无需重新初始化,从而大大地提高了计算速度.

设水平集函数 u 的演化方程为

$$\frac{\partial u}{\partial t} + F |\nabla u| = 0, \quad (1)$$

该方程称为水平集方程, F 函数为速度函数.

收稿日期 2009-07-05

资助项目 福建省自然科学基金(2006J0299);
福建省教育厅资助(2007F50 09, JA07077)

作者简介

林大辉,男,讲师,硕士,主要研究计算机视觉. dahuilin@163.com

宁正元,男,教授,主要研究算法设计与分析. nzyfn@126.com

¹ 福建农林大学 计算机与信息学院,福州, 350002

重新初始化的水平集方程定义为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{sign } u_0(1 - |\nabla u|). \quad (2)$$

其中: u_0 是重新初始化的函数; $\text{sign } u$ 是符号距离函数.

当 u_0 不平滑或者 u_0 在轮廓线的一边要比另一边陡峭得多, u 的零水平集会严重偏离初始的函数.给出式(3)判断水平集函数 u 与符号距离函数 $\text{sign}(u)$ 在 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$ 空间上的接近程度

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

并提出了如下变分形式

$$\varepsilon(u) = \mu P(u) + \varepsilon_m(u). \quad (4)$$

其中: $\mu > 0$ 用于控制水平集函数和符号距离函数之间的偏离; $\varepsilon_m(u)$ 是推动水平集函数 u 运动的能量.

$\frac{\partial \varepsilon}{\partial u}$ 为函数 ε 的 Gateaux 求导

$$\frac{\partial u}{\partial t} = - \frac{\partial \varepsilon}{\partial u}, \quad (5)$$

是最小化函数 ε 的梯度流.

ε_m 是依赖于图像数据的函数,称为外部能量.相应地, $P(u)$ 称为 u 的内部能量.

水平集函数 u 在演化过程中,依据梯度流对式(5)最小化,零水平集是由外部能量 ε_m 驱动的.同时由于内部能量的作用,演变水平集函数总是与符号距离函数保持一致,因此,无需进行重新初始化.

应用最陡下降法求函数 ε 最小值

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} = & \mu \left[\Delta u - \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \right] + \\ & \lambda \delta(u) \text{div} \left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) + \nu g \delta(u). \end{aligned} \quad (6)$$

其中: Δ 是拉普拉斯算子; $\lambda > 0$; ν 是常量; g 是边缘指示函数; δ 是 Dirac 函数.

式(6)的右边第2项和第3项负责将零水平集曲线向目标对象边缘移动,式(6)的右边第1项是与内部能量 $\mu P(u)$ 有关的,注意到

$$\begin{aligned} \Delta u - \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) = \\ \text{div} \left[\left(1 - \frac{1}{|\nabla u|} \right) \nabla u \right], \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $\left(1 - \frac{1}{|\nabla u|} \right)$ 是扩散速率.如果 $|\nabla u| > 1$,表明这一项所起的效果是正扩散,即使梯度 $|\nabla u|$ 减小;如果 $|\nabla u| < 1$,则此时起作用的是逆扩散,从而使梯度 $|\nabla u|$ 变大.

2 基于交互式快速水平集的阴影图像分割

Interactive fast level set based segmentation of images with shadow

2.1 基于快速水平集的阴影图像分割

人们在获取图像的过程中,背景通常使用同一种颜色,但由于受到光源等条件的影响,获取的原始图像可能存在着阴影,且目标图像与其阴影之间的差异较小,如图1a所示.应用快速水平集方法时,如果用零水平集包住目标图像及其阴影,则必然导致零水平集在图像的阴影区域停止,得到了目标图像及其阴影的分割区域.此分割结果显然是错误的.图1表示基于快速水平集的阴影图像分割.图1a是带阴影的栗属(板栗)果实原始图像,图1b中红线是初始零水平集,图1c中红线是快速水平集演化800次后的结果即图像分割的结果,从该图可见零水平集最终演变的结果将目标图像及其阴影作为分割结果.但传统的水平集方法在确定初始轮廓线时是以程序实现的,对初始轮廓线的确定要求较高.由于图像的阴影区域各不相同,很难用自动化方法确定这些阴影区域所在位置.为此,需要探讨人机交互的水平集图像分割算法,使初始水平集能够将部分阴影排除在外,使得零水平集在目标图像的正确边缘位置停止.



图1 基于快速水平集的阴影图像分割

Fig. 1 Fast level set based image segmentation of the image with shadow

2.2 基于交互式快速水平集的阴影图像分割

由于阴影部分与前景难以区分,而阴影与背景差异明显.因此采用快速水平集方法初始轮廓线将前景和阴影全部包含,必然导致如图1的分割结果.有必要定义新的初始化函数,以实现将部分阴影排除在外.初始水平集函数是图像中的任意区域 Ω_0 计算得出的. Ω_0 是图像 Ω 的子集, $\partial \Omega_0$ 是 Ω_0 边界上所有的点,在此情况下,初始函数 u_0 定义为

$$u_0(x, y) = \begin{cases} -\rho & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0, \\ 0 & (x, y) \in \partial\Omega_0, \\ \rho & \Omega - \Omega_0. \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\rho > 0$ 为常数.

初始函数是从图像中的任意区域开始计算的, 这种基于区域的初始化轮廓线确定方法使得手工确定成为可能.

式(6)的数值实现如下:

$\frac{\partial u}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial u}{\partial y}$ 用中心差分近似; $\frac{\partial u}{\partial t}$ 用前向差分近似. 即

$$\frac{u_{i,j}^{k+1} - u_{i,j}^k}{\Delta t} = L(u_{i,j}^k), \quad (9)$$

其中: $L(u_{i,j}^k)$ 是式(6)右端部分的近似. 式(9)可以进一步表示为

$$u_{i,j}^{k+1} = u_{i,j}^k + \Delta t L(u_{i,j}^k). \quad (10)$$

2.3 实验与结果分析

基于交互式快速水平集方法的原理, 给出带阴影的栗属(板栗)果实图像初始轮廓线的操作过程: 即围绕图像目标, 给定几个目标点确定图像目标的整个轮廓线, 并将部分阴影排除在轮廓之外. 图 2b 表示通过给定的 7 个目标点连接成多边形而形成初始轮廓线.

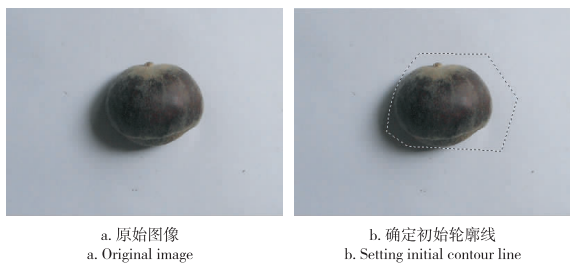


图 2 确定初始轮廓线
Fig. 2 Setting initial contour line

图 3 是应用交互式快速水平集方法实现图像分割的过程. 图 3a 是带阴影的原始图像, 图 3b 的红色线是经过交互式确定初始轮廓线(如图 2b 所示)后的初始零水平集, 图 3c ~ 图 3f 表示曲线演变的过程. 由于使用了交互式确定初始轮廓线的方法, 可以发现随着迭代次数的不断增加, 零水平集不断向目标边缘靠近. 图 3f 是零水平集迭代 800 次后的结果, 从图中可以看出其零水平集与栗属(板栗)果实图像的边缘是吻合的, 分割效果较理想.

图 4 是使用传统的边缘检测算子对阴影图像的分割结果. 从图中可以看出, 图像分割出的边缘与目标的边缘间关系不密切, 其边缘表示结果是错误的,

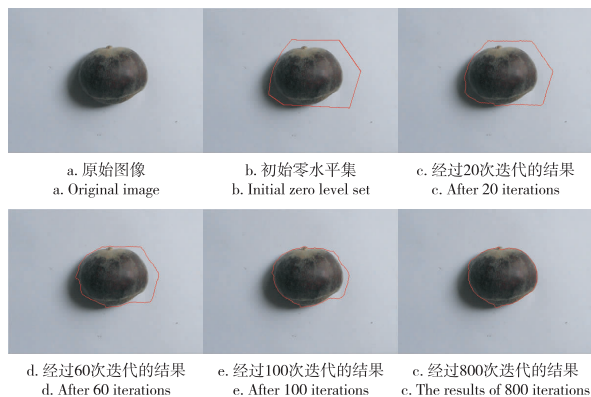


图 3 基于交互式快速水平集算法的图像分割
Fig. 3 Image segmentation based on interactive fast level set algorithm

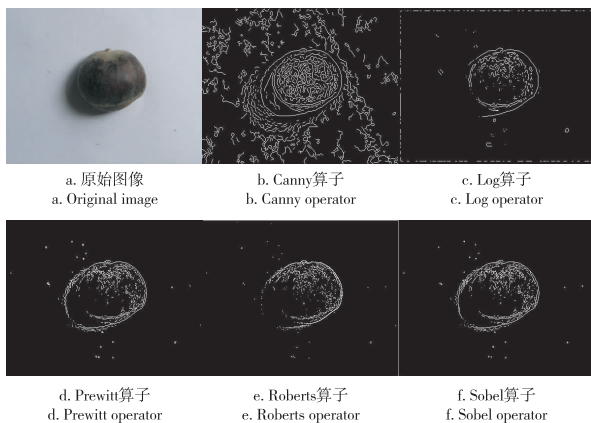


图 4 基于传统边缘检测算子的阴影图像分割
Fig. 4 Segmentation of the image with shadow based on traditional edge detector operator

而且有的算子对背景的噪声较敏感. 实验结果表明前面提出的基于交互式快速水平集算法明显优于传统的图像边缘检测算子.

3 小结

Summary

由于采集的图像常受光照条件等的影响而存在诸多阴影部分, 且阴影部分和目标图像较难区分. 应用传统的边缘检测算子无法得到正确而连续的目标边缘. 采用传统的水平集方法必然导致零水平集停在阴影部分的边缘而非目标对象的边缘. 为此, 本文给出了基于交互式的快速水平集图像分割方法, 通过交互方式确定初始轮廓线, 将部分阴影排除在轮廓线之外, 从而弥补了传统水平集算法的不足. 实验结果表明: 交互式快速水平集方法能够快速有效地

分割出目标对象,与其它算法相比,本文给出的算法具有更优的图像分割性能。

本次实验所采用的图像主要是单目标的,即一张图像中只有一个栗属树种果实,但在现实中图像常以多目标形式出现,且常受诸多因素影响可能存在着其它噪声.如何实现多目标图像的正确分割将有待进一步研究。

参考文献

References

- [1] 李小林,梁忠,黄世国.基于多水平集的植物图像分割[J].福建农林大学学院:自然科学版,2009,38(3):310-313
LI Xiaolin, LIANG Zhong, HUANG Shiguo. Image segmentation of plant based on multilevel sets[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University: Natural Science Edition, 2009, 38(3): 310-313
- [2] 齐龙,马旭,张小超.基于BP网络的植物病害彩色图像的分割技术[J].吉林大学学报:工学版,2006,36(增刊2):126-129
QI Long, MA Xu, ZHANG Xiaochao. Segmentation technology of color image about plant disease based on BP neural network[J]. Journal of Jilin University: Version of Engineering and Technology, 2006, 36(Sup 2): 126-129
- [3] 谭峰,马晓丹.基于神经网络的植物图像分割算法的研究[J].黑龙江八一农垦大学学报,2009,21(1):63-65
TAN Feng, MA Xiaodan. Study on the segmentation algorithm of plant image based on BP neural network[J]. Journal of Heilongjiang August First Land Reclamation University, 2009, 21(1): 63-65
- [4] 张铁中,周天娟.草莓采摘机器人的研究: I. 基于BP神经网络的草莓图像分割[J].中国农业大学学报,2004,9(4):65-68

- ZHANG Tiezhong, ZHOU Tianjuan. Strawberry harvesting robot: I. Segmentation of strawberry image by BP neural network[J]. Journal of China Agricultural University, 2004, 9(4): 65-68
- [5] 宋淑然,洪添胜,王卫星,等.基于马氏距离的荔枝图像分割设计方法[J].沈阳农业大学学报,2005,36(6):655-658
SONG Shuran, HONG Tiansheng, WANG Weixing, et al. Computer program based on the Mahalanobis distance for image division of litchi pictures[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2005, 36(6): 655-658
- [6] 王雅琴,高华.自然环境下水果图像分割与定位研究[J].计算机工程,2004,33(13):128-129
WANG Yaqin, GAO Hua. Study on the segmentation and orientation of fruit image in natural environment[J]. Computer Engineering, 2004, 33(13): 128-129
- [7] 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):136-146
MAO Hanping, ZHANG Yancheng, HU Bo. Study on segmentation of crop disease leaf images using fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(9): 136-146
- [8] 李小林,林大辉.基于K-均值算法的植物彩色图像分割[J].重庆工商大学学报:自然科学版,2007,24(6):553-555
LI Xiaolin, LIN Dahui. Study of K-means-based classification of plant-color image segmentation[J]. Journal of Chongqing University of Technology and Business: Nat Sci Ed, 2007, 24(6): 553-555
- [9] Sethian J A. Level set methods and fast marching methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision and material science[M]. London: Cambridge University Press, 1999: 17-27
- [10] 肖昌炎,赵永明,张素,等.水平集方法中符号距离函数快速重构[J].信号处理,2003,19(6):551-555
XIAO Changyan, ZHAO Yongming, ZHANG Su, et al. Fast reconstruction of signed distance function in level set method[J]. Signal Processing, 2003, 19(6): 551-555

A segmentation algorithm for images with shadow based on interactive fast level set

LIN Dahui¹ NING Zhengyuan¹ CHEN Qiumei¹

¹ College of Computer and Information Science, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002

Abstract Due to the effect of light conditions, there exists shadow when an original image is collected. With the traditional level set image segmentation methods, the shadow is often mistaken for the original image. In this paper, it takes the example of the shadow of Castanea (chestnut) to introduce an interactive method based on the fast level set segmentation algorithm to achieve image segmentation. The experimental results show that the algorithm can segment image with shadow correctly, which overcomes the disadvantage of traditional level set methods and has fairly ideal results of image segmentation.

Key words fast level set; shadowed image; image segmentation; interactive