

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)09-1722-07

论文索引信息: 罗志宏, 冯国灿, 杨关. 扩展的 Chan-Vese 模型在噪声图像分割中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(9): 1722-1728

扩展的 Chan-Vese 模型在噪声图像分割中的应用

罗志宏^{1),2)}, 冯国灿²⁾, 杨关³⁾

¹⁾(中山大学信息科学与技术学院, 广州 510275) ²⁾(中山大学数学与计算科学学院, 广州 510275)

³⁾(中原工学院计算机学院, 郑州 450007)

摘要: 针对带噪声图像分割结果不理想的现象, 提出一种对带不同类型噪声的图像都能进行有效分割的变分模型。首先扩展了 Chan-Vese (CV) 模型的能量泛函, 然后在数值求解过程中, 引入一个辅助变量与水平集方法相结合, 采用高效和无条件稳定的 MOS 算法, 提高精度和计算效率。对带一定强度噪声的图像进行地分割实验, 并与 CV 变分模型的分割结果进行比较。结果表明, 该新变分模型较好地克服了噪声干扰的影响, 对带噪图像的分割是有效的, 迭代次数少, 速度快且提高了目标分割的准确性。

关键词: 带噪图像; 图像分割; 辅助变量; MOS 算法

Segmentation model using extended Chan-Vese model for noisy image

Luo Zhihong^{1),2)}, Feng Guocan²⁾, Yang Guan³⁾

¹⁾(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275 China)

²⁾(School of Mathematics and Computational Sciences, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275 China)

³⁾(School of Computer Science, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007 China)

Abstract: Due to dissatisfactory results of segmenting noisy images, a new variational method for segmenting images corrupted by various noises is presented. First, the energy function of the proposed model based on Chan-Vese (CV) model is modified. Then in order to improve the computing efficiency and the accuracy of the proposed energy minimization problem, a new auxiliary variable is introduced, which is combined with the level set method. By applying the multiplication operator splitting (MOS) numerical algorithm, good results are obtained. Finally, compared to the CV model, our results show that the proposed method hurdles the influence of noises, which is effective for segmenting the noisy images. Less iterations are needed, and our approach is faster than the CV model. Furthermore our model has higher object segmentation accuracy.

Keywords: noisy images; image segmentation; auxiliary variable; MOS algorithm

0 引言

图像分割是图像处理与分析领域一个重要的问题^[1-2], 20 世纪 80 年代以来, 基于变分方法

和偏微分方程 (PDE) 的活动轮廓模型 (方法) 已经成为图像处理与分析中的一个重要工具, 许多有效的分割方法都可以写成基于变分或 PDE 的形式。根据表示形式, 活动轮廓模型主要分为两大类: 参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型,

收稿日期: 2011-01-13; 改回日期: 2011-05-04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60975083); 国家自然科学基金-广东省自然科学基金联合项目 (U0835005)。

第一作者简介: 罗志宏 (1970 年—), 讲师。中山大学信息计算科学专业博士研究生, 目前研究方向为图像处理、模式识别。E-mail: luozhmail@126.com。

它们的基本思想都是在图像域中给定初始曲线(曲面)。该曲线(曲面)在内力和外力的驱动下向着目标边界演化变形,在达到被检测目标边界时停止变形。活动轮廓模型与水平集方法相结合,广泛地应用于灰度图像分割和检测、图像复原(去噪)、图像重建以及运动目标跟踪等领域^[3-5]。

1989年,Mumford和Shah^[6]提出了一种具有曲线演化拓扑自适应能力的基于变分的分割模型(简称MS模型),但在实际应用中求数值解比较困难。后来,Chan和Vese^[7]针对MS模型的缺陷提出一种简化的MS模型(通称为CV模型)。过去,大多数传统的分割模型与水平集方法^[3-5]相结合,获得了许多较好的成果;但是,其明显的缺点是迭代次数多,限制了许多具有实时计算要求的应用。近年来,很多学者对CV模型中的能量函数或对演化方程进行了改进,如:将模型的保真项替换为由贝叶斯公式、极大后验估计方法或信息论方法来给出^[8-10];假定图像的不同区域的像素服从某一特定的分布(如高斯分布)^[11];此外,大多数的分割模型采用水平集方法,计算速度较慢,有学者对此提出了有效的对模型求解的数值算法,例如:Bresson等人通过引入一个辅助变量,并用全变差范数的对偶公式给出模型的一种整体极小求解方法^[12-13]。

上述模型已经有了很多成功的应用,但是它们对噪声敏感。实际上,图像在形成、传输、存储的过程中,由于受运动的模糊、噪声的干扰等影响,往往获取的是质量退化的图像,而大多传统的模型对带噪图像的分割不能令人满意。本文在现有的一些经典的分割模型的基础上,提出一种对带噪图像分割的新变分模型,首先修改了CV模型的能量函数,然后在求解中将引入辅助变量与水平集方法相结合,并采用高效且无条件稳定的MOS(multiplication operator splitting)算法^[14-15],通过对一些图像进行数值实验,并与不引入辅助变量的CV模型的分割结果进行比较,实验结果表明,本文提出的变分模型对带噪图像的分割是可行的,速度快且有较高的准确率。

1 经典的分割模型

1987年,Kass等人^[1]提出一种参数活动轮廓模

型(Snake模型),它是一条由相应能量函数控制的可形变参数曲线,具有最小能量的闭合曲线即为目标轮廓。但是,Snake模型不能处理形变曲线的拓扑变化;不能同时检测多个目标。针对Snake模型的缺点,一些学者相继提出了一些新模型,如Caselles等人^[16]提出的测地活动轮廓模型,Mumford和Shah^[6]提出的MS模型;但是,它们在实际计算时比较困难。2001年,Chan和Vese^[7]针对MS模型的不足提出一种简化的MS模型,通称为CV模型,它结合水平集演化方法,仅用一条初始闭合轮廓线便能检测出含有内部空洞的目标的内、外部边缘,应用起来大为简便。

考虑定义在区域 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$ 上的图像 I , $\partial\Omega$ 是区域的边界,待分割的图像 $I: \bar{\Omega} \rightarrow \mathbf{R}$ 被活动轮廓线 C 划分为目标 ω_0 和背景 ω_1 两个区域,各个区域的平均强度分别为 c_1, c_2 ; $\lambda_1, \lambda_2, \mu \geq 0, \nu$ 都是常数; $\varphi(x, y)$ 为内正外负的水平集函数; $H(z)$ 是Heaviside函数, $\delta(z)$ 是Dirac函数, $\delta(z) = H'(z)$ 是 $H(z)$ 在分布意义下的导数。CV模型以水平集函数表达为

$$E(\varphi, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \quad (1)$$

右端第1项(活动轮廓线 C 的长度)是正则化项;第2项(C 的内部区域面积)由参数 ν 的符号可控制轮廓线向内收缩或向外膨胀,这两项是计算活动轮廓线的长度和活动轮廓线所围内部区域面积的总和,它们的主要作用是保持轮廓线在演化过程中的光滑性;最后两项是保真项,是计算轮廓线的内部区域和外部区域总的密度均值,反映了背景和目标的区域信息,它们在该能量泛函中起主导作用,是轮廓线演化的主要驱动力。

对模型式(1)利用梯度下降法,得到对应的演化方程组:

$$\begin{cases} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left\{ \mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right\} & \text{in } (0, \infty) \times \Omega \\ \frac{\delta(\varphi)}{|\nabla \varphi|} \frac{\partial \varphi}{\partial n} = 0 & \text{on } \partial \Omega \end{cases} \quad (2)$$

式中,

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \\ c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) [1 - H(\varphi)] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H(\varphi)] dx dy} \end{cases} \quad (3)$$

CV 模型的一个非常显著特点是全局优化, 因此仅用一条初始闭合轮廓线就能把含有内部空洞的目标的内、外部边界全部检测出来。但是, CV 模型也存在一些明显的不足, 例如, 每迭代几步需要对水平集函数重新初始化。对此, Li 等人^[17]给能量泛函添加一个惩罚能量项, 用以控制演化中的水平集函数与符号距离函数的偏差。

根据符号距离函数的构造知, 一个函数 φ 为距离函数的充要条件是 $|\nabla\varphi| = 1$ 。文献[17]利用符号距离函数的这个性质, 定义惩罚能量为 $P(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy$, 并对灰度图像考虑如下的能量泛函:

$$E(\varphi) = \frac{\alpha}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} g_0 \delta(\varphi) |\nabla\varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g_0 H(\varphi) dx dy \quad (4)$$

式中: $\alpha, \mu > 0, \nu$ 都是常数; $g_0 = 1/(1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2)$ 是边缘停止函数, 其对应的演化方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial\varphi}{\partial t} &= \alpha \left[\nabla^2\varphi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|} \right) \right] + \\ &\mu \delta(\varphi) \operatorname{div} \left(g_0 \frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|} \right) - \nu g_0 \delta(\varphi) \end{aligned} \quad (5)$$

大多数分割模型都采用水平集方法, 然后通过梯度下降流来求解其对应的 Euler-Lagrange (EL) 方程, 由于问题的非凸性, 往往只能得到局部极小, 且计算速度相对较慢。Bresson 等人^[12-13]通过引入一个辅助变量和采用交替迭代等方法, 使数值求解过程比以往的经典方法快很多。

2 新变分分割模型

2.1 扩展的 Chan-Vese 模型

首先, 考虑修改保真项, CV 模型中是分别计算轮廓线的内部强度均值和外部强度均值与待分割图像的强度方差再求和, 可修改为同时计算轮廓线的

内部强度均值和外部强度均值与待分割图像的强度方差, 这在一定程度上能缩短时间, 即采用如下的能量泛函作为新模型的保真项:

$$E(\varphi, c_1, c_2) = \int_{\Omega} [I - c_1 H(\varphi) - c_2 (1 - H(\varphi))]^2 dx dy \quad (6)$$

固定 φ , 求能量式(6)关于 c_1, c_2 的 EL 方程, 有

$$\int_{\Omega} [I - c_1 H(\varphi) - c_2 (1 - H(\varphi))] H(\varphi) dx dy = 0$$

$$\int_{\Omega} [I - c_1 H(\varphi) - c_2 (1 - H(\varphi))] (1 - H(\varphi)) dx dy = 0$$

由 Heaviside 函数的性质, 有 $H^2 = H, (1 - H)^2 = 1 - H, H(1 - H) = 0$, 于是, 可推得式(6)中 c_1, c_2 的表达式与式(3)相同。

固定 c_1, c_2 , 求能量式(6)关于的 EL 方程, 并使用梯度下降法, 可得其对应的演化方程(这里用 1 替换 $\delta(\varphi)$)为

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t} = (c_1 - c_2) [I - c_1 H(\varphi) - c_2 (1 - H(\varphi))] \quad (7)$$

为了确保水平集函数 φ 演化的稳定性, 惩罚能量项被加入到能量方程, 这样提出如下的变分分割模型:

$$\begin{aligned} E_0(\varphi, c_1, c_2) &= \int_{\Omega} g_0(x, y) |\nabla\varphi| dx dy + \\ &\int_{\Omega} (I - c_1 H(\varphi) - c_2 (1 - H(\varphi)))^2 dx dy + \\ &\frac{\gamma}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

虽然可以采用梯度下降法对上述能量进行极小化求解, 但为了加快数值计算速度, 受文献[12-13]的启发, 在式(8)中引进一个辅助变量 ν , 即模型转化为

$$\begin{aligned} E(\varphi, \bar{c}_1, \bar{c}_2, \nu) &= \int_{\Omega} g_0(x, y) |\nabla\varphi| dx dy + \\ &\frac{1}{2} \int_{\Omega} (\nu - \bar{c}_1 H(\varphi) - \bar{c}_2 (1 - H(\varphi)))^2 dx dy + \\ &\frac{\gamma}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (I - \nu)^2 dx dy \end{aligned} \quad (9)$$

式中: θ 为正常数;

$$\bar{c}_1 = \int_{\Omega} \nu H dx dy / \int_{\Omega} H dx dy \quad (10)$$

$$\bar{c}_2 = \int_{\Omega} \nu (1 - H) dx dy / \int_{\Omega} (1 - H) dx dy$$

然而, 图像在形成、传输、存储的过程中, 由于受运动的模糊、噪声的干扰等影响, 往往获取的图像会含有噪声。考虑到对带噪图像的分割, 为减轻噪声对分割过程的干扰并有助于加快分割进程, 应考虑融合

一些去噪方法如 ROF 模型^[18] (或 TV-L¹ 模型^[19]) 和 LCA 模型^[20], 因此, 对噪声图像的分割, 修改成如下两个相耦合的方程:

$$E_1(u, v) = \alpha \int_{\Omega} (u - \ln u) dx dy + \beta \int_{\Omega} |I - u| dx dy + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (u - v)^2 dx dy \quad (11)$$

$$E_2(\varphi, \bar{c}_1, \bar{c}_2) = \int_{\Omega} g |\nabla \varphi| dx dy + \frac{\gamma}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy + \frac{1}{2} \int_{\Omega} [v - \bar{c}_1 H(\varphi) - \bar{c}_2 (1 - H(\varphi))]^2 dx dy + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (\varphi + u - v)^2 dx dy \quad (12)$$

式中: $g(x, y) = 1/(1 + |\nabla G_{\sigma} * u|^2)$; α, β, γ 为正常数。

对于式(11), 可求出其关于 u, v 的演化方程组

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \alpha(I - u)/u + \beta \text{sgn}(I - u) - (u - v)/\theta \\ \frac{\partial v}{\partial t} = (u - v)/\theta \end{cases} \quad (13)$$

方程组式(13)的数值计算迭代格式为

$$\begin{cases} u^0 = v^0 = 0 \\ u^{k+1} = u^k + dt \cdot [\alpha(I - u^k)/u^k + \beta \text{sgn}(I - u^k) - (u^k - v^k)/\theta] \\ v^{k+1} = v^k + dt \cdot (u^k - v^k)/\theta \end{cases} \quad (14)$$

而对于式(12), 其关于 φ 的演化方程为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \text{div}\left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) + (\bar{c}_1 - \bar{c}_2)(v - \bar{c}_1 H(\varphi) - \bar{c}_2 (1 - H(\varphi))) + \gamma(\nabla^2 \varphi - \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)) - (\varphi + u - v)/\theta \quad (15)$$

考虑到待分割图像的强度分布不均匀的情况, 轮廓线内、外区域的图像强度均值 \bar{c}_1, \bar{c}_2 与图像强度的接近程度是随具体图像而异的, 所以适当选取参数 λ_1, λ_2 , 用带权均值 $\lambda_1 \bar{c}_1, \lambda_2 \bar{c}_2$ 替换均值 \bar{c}_1, \bar{c}_2 效果往往会更好。鉴于此, 在实验时将式(15)修改为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \text{div}\left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) + (\lambda_1 \bar{c}_1 - \lambda_2 \bar{c}_2) \times (v - \lambda_1 \bar{c}_1 H(\varphi) - \lambda_2 \bar{c}_2 (1 - H(\varphi))) + \gamma(\nabla^2 \varphi - \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)) - (\varphi + u - v)/\theta \quad (16)$$

2.2 关于 MOS 算法

在 CV 方法中采用有限差分格式求解, 为保证计算稳定性, 需要采用很小的时间步长, 时间效率低。Weickert 等人^[14] 提出采用半隐式的欧拉方法来求解非线性滤波方程的 additive operator splitting (AOS) 方案, 该方案是无条件稳定的, 可以适当增大时间步长, 减小迭代次数。文献[15]在此基础上加入了 (MOS) (乘法分裂算子), 以提高精度。

在式(16)中记

$$F(u, v, \varphi) = (\lambda_1 \bar{c}_1 - \lambda_2 \bar{c}_2)(v - \lambda_1 \bar{c}_1 H(\varphi) - \lambda_2 \bar{c}_2 (1 - H(\varphi))) + \gamma(\nabla^2 \varphi - \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)) - (\varphi + u - v)/\theta$$

采用 MOS 算法, 得方程式(16)的数值计算迭代格式为

$$\begin{aligned} \varphi^0 &= \varphi_0 \text{ (初始轮廓线)} \\ \varphi^{k+1} &= \prod_{l \in \{1, 2\}} (\mathbf{E} - dt \cdot \mathbf{A}_l(\varphi^k))^{-1} (\varphi^k + dt \cdot F(u^k, v^k, \varphi^k)) \end{aligned} \quad (17)$$

式中, \mathbf{E} 是单位矩阵。

$$\mathbf{A}_1 = \frac{\partial}{\partial x} \left(g \frac{\partial}{\partial x} \right) \quad \mathbf{A}_2 = \frac{\partial}{\partial y} \left(g \frac{\partial}{\partial y} \right)$$

对 x 方向描述如下:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(g \frac{\partial \varphi}{\partial x} \right) \approx \sum_{j \in N(i)} \frac{g_i + g_j}{2h^2} (\varphi_j - \varphi_i)$$

这里 $N(i)$ 表示像素 i 的两个水平邻域点, h 表示两相邻像素间的距离, 则矩阵 \mathbf{A}_1 中的元素 a_{ij} 表示为

$$a_{ij} = \begin{cases} \frac{g_i + g_j}{2h^2} & j \in N(i) \\ -\sum_{m \in N(i)} \frac{g_i + g_m}{2h^2} & j = i \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

对 y 方向可以同理描述。

实验时, 采用如下的 CV 演化方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) - v - \alpha_1 (I - c_1)^2 + \alpha_2 (I - c_2)^2 + \gamma(\nabla^2 \varphi - \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)) \quad (18)$$

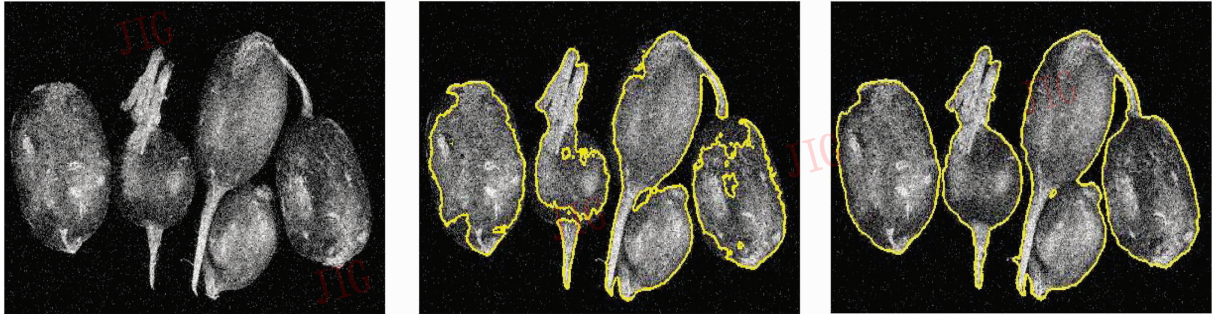
3 仿真实验结果

实验环境是 CPU 为 P4: 2.8 G, 内存为 2 G, 所用程序的初始轮廓线是半径为 20 的圆, 放置于待分割目标的中心附近。

在实验中,本文方法是指使用方程式(13)和方程式(16)(其中 $\alpha = 6 \times 10^{-8}, \beta = 5, \theta = 10^{-3}, \gamma = 10^{-3}$, 时间步长 $dt = 5$),而 CV 方法是指使用方程式(18)(其中 $dt = 5, \gamma = 10^{-3}, \mu = 1, \nu = 0.1$)。下面给出几幅被几类噪声污染的图像使用两种方法(CV 方法和本文方法)进行分割的实验结果。

图 1 是使用两种方法对一幅带噪的水果图像(384 × 256)分割的结果。图 1(a)是原水果图像被

均值为 0、标准差为 30 的 Gaussian 噪声污染所成的图像。图 1(b)是对图 1(a)使用 CV 方法(方程式(18)中取 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 1.1$)迭代 1 000 次的分割结果,耗时 385.015 6 s。图 1(c)是对图 1(a)使用本文方法(其中用方程式(13))迭代 1 次,用方程式(16)(其中取 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1.1$)迭代 10 次的分割结果,耗时 6.109 4 s。本文方法能较好地分割出水果的边缘,而 CV 方法的分割线距离水果的边缘甚远,且本文方法比 CV 方法快。



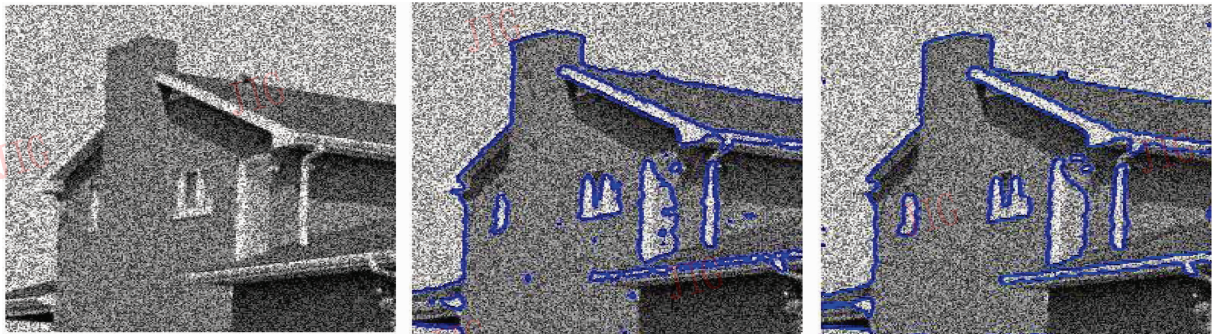
(a) 被 Gaussian 噪声污染的图像 (b) CV 方法对图(a)分割的结果 (c) 本文方法对图(a)分割的结果

图 1 带 Gaussian 噪声的水果图像和用两种方法对其分割结果

Fig. 1 The noisy “vegetable” image corrupted by Gaussian noise and the corresponding segmented results by different methods

图 2 是使用两种方法对一幅带噪的房屋图像(256 × 256)分割的结果。图 2(a)是原房屋图像被强度为 0.1 的 Speckle 噪声污染所成的图像。图 2(b)是对图 2(a)使用 CV 方法(方程式(18)中取 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 1$)迭代 800 次的分割结果,耗时 201.906 3 s。图 2(c)是对图 2(a)使

用本文方法(其中用方程式(13)迭代 1 次、用方程式(16)($\lambda_1 = 1.2, \lambda_2 = 1$)迭代 8 次的分割结果,耗时 3.671 9 s。从图 2 可见,本文方法较好地勾画出了房屋的轮廓,而 CV 方法在勾画屋檐等处的线条连续性差些,且本文方法比 CV 方法耗时少。



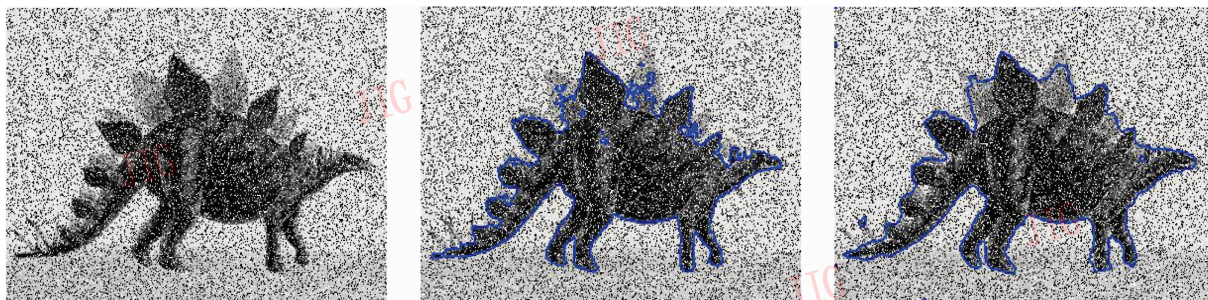
(a) 被 Speckle 噪声污染的图像 (b) CV 方法对图(a)分割的结果 (c) 本文方法对图(a)分割的结果

图 2 带 Speckle 噪声的房屋图像和用两种方法对其分割的结果

Fig. 2 The noisy “house” image corrupted by Speckle noise and the corresponding segmented results by different methods

图3是使用两种方法对一幅带噪的剑龙图像(384×256)分割的结果。图3(a)是原剑龙图像被30%的Salt&Pepper噪声污染所成的图像。图3(b)是对图3(a)使用CV方法(方程式(18)中取 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 1$)迭代1500次的分割结果,耗时577.3125s。图3(c)是对图3(a)使用本

文方法(其中用方程式(13)迭代1次、用方程式(16)($\lambda_1 = 1.88, \lambda_2 = 0.98$)迭代50次的分割结果,耗时30.8125s。由图3可知,本文方法的分割线能更贴近剑龙的边缘,而CV方法未能分割出剑龙的较浅颜色剑叶的边缘;且本文方法比CV方法明显地快。



(a) 被 Salt&Pepper 噪声污染的图像

(b) CV 方法对图(a)分割的结果

(c) 本文方法对图(a)分割的结果

图3 带 Salt & Pepper 噪声的剑龙图像和用两种方法对其分割的结果

Fig.3 The noisy "dinosaur" image corrupted by Salt & Pepper noise and the corresponding segmented results by different methods

4 结论

由于未经处理的原图像往往会受到一定程度的噪声干扰,本文在一些经典图像分割变分模型的基础上,将引入辅助变量与水平集方法相结合,提出一种对被噪声污染的图像能进行有效分割的变分模型,在实验中采用高效且无条件稳定的 MOS 算法,对被一定强度噪声污染的图像不先作任何预处理而直接进行分割。实验结果显示,本文分割方法对带噪图像的分割都能显示出其有效性和可靠性,特别是使用本文方法明显地比使用 CV 方法分割速度快。

参考文献(References)

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331.
- [2] Zhu S, Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(9): 884-900.
- [3] Yang Xin, Li Jun, Du Xiaoxiao. Principle and Application of Partial Differential Equations in Image Processing [M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 2003: 80-103. [杨新, 李俊, 杜啸晓. 图像偏微分方程的原理与应用 [M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2003: 80-103].
- [4] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions and level set methods for motion estimation and tracking [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 97(3): 259-282.
- [5] Chen Bo, Lai Jianhuang. Active contour models on image segmentation: a survey [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1): 11-22. [陈波, 赖剑煌. 用于图像分割的活动轮廓模型综述 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 11-22].
- [6] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685.
- [7] Chen T, Vese L. Active contour model without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [8] Guo W, Chen Y. Using non-parametric kernel to segment and smooth images simultaneously [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, GA, USA: IEEE, 2006: 217-220.
- [9] Herbulot A, Jehan-Besson S, Barlaud M, et al. Shape gradient for image segmentation using information theory [C] // Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. New York, USA: IEEE, 2004, 3: 21-24.
- [10] Kim J, Fisher J W, Yezzi A, et al. A nonparametric statistical method for image segmentation using information theory and curve evolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1486-1502.
- [11] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions: a new paradigm to

- deal with frame partition problems in computer vision [J]. J Visual Commun Image Representation, 2002, 13 (1-2): 249-268.
- [12] Bresson X, Esedoglu S, Vandergheynst P, et al. Fast global minimization of the active contour/snake model [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 28 (2): 151-167.
- [13] Houhou N, Thiran JP, Bresson X. Fast texture segmentation based on semi-local region descriptor and active contour [J]. Numerical Mathematics: Theory, Methods and Applications, 2009, 2 (4): 445-468.
- [14] Weickert J, Romeny B M, Viergever M A, et al. J. Efficient and reliable scheme for nonlinear diffusion and filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7 (3): 398-410.
- [15] Barash D, Schlick T, Israeli M, et al. Multiplicative operator splitting in nonlinear diffusion: From spatial splitting to multiple timesteps [J]. Journal Mathematical Imaging and Vision, 2003, 19 (1): 33-48.
- [16] Casselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. Int. Journal of Computer Vision, 1997, 22 (1): 61-79.
- [17] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Level set evolution without re-initialization; a new variational formulation [C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA: IEEE Computer Society Press, 2005, 1: 430-436.
- [18] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D, 1992, 60 (1): 259-268.
- [19] Chan T, Esedoglu S. Aspects of total variation regularized L^1 function approximation [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2005, 65 (5): 1817-1837.
- [20] Le T, Chartr R, Asaki T J. A variation approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 27 (3): 227-263.