

# 一类耦合去噪 - 分割的新模型在图像处理中的应用\*

罗志宏<sup>1,2</sup>, 冯国灿<sup>2</sup>, 成秋生<sup>3</sup>, 胡 岩<sup>1</sup>

(1. 中山大学信息科学与技术学院, 广东 广州 510275;

2. 中山大学数学与计算科学学院, 广东 广州 510275;

3. 广州市第一人民医院脑内科, 广东 广州 510180)

**摘 要:** 针对被噪声严重污染的图像的分割结果很不理想的现象, 提出一类耦合去噪 - 分割的新模型, 先采用一种组合的去噪模型去噪, 然后用新的分割模型进行分割。实验结果表明, 提出的组合去噪模型(采用 AOS 算法)比现有的一些去噪模型的去噪效果更好; 而在分割方面, 文中提出的耦合去噪 - 分割的方法也显示出有效性和可靠性, 特别是对含有较高噪声的图像分割比 CV 模型更有优势。

**关键词:** 图像去噪; 图像分割; 耦合模型

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 0529-6579(2009)04-0005-06

## Application of a New Model Coupling Denoising and Segmentation in Image Processing

LUO Zhihong<sup>1,2</sup>, FENG Guocan<sup>2</sup>, CHENG Qiusheng<sup>3</sup>, HU Yan<sup>1</sup>

(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. Department of Neurology, the First Municipal People's hospital of Guangzhou City, Guangzhou 510180, China )

**Abstract:** Due to dissatisfactory results of segmenting the images corrupted by serious noise, a new model coupling denoising and segmentation is proposed. The image is denoised by a fused denoising model, then the denoised image is segmented by a novel segmentation model. Experimental results show that the proposed denoising model (by using AOS schemes) is better than some traditional denoising model. Moreover the excellent segmentation results of some high-noise images show that the proposed model coupling denoising and segmentation is effective and reliable and it has an advantage over CV model in segmentation.

**Key words:** image denoising; image segmentation; coupling model

图像处理与分析在现实世界中有着广泛而重要的应用。近 20 年来, 基于变分方法和偏微分方程的活动轮廓模型(方法)已经成为图像处理与分析中的一个重要工具。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, 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, 广泛地应用于图像分割和检测、图像平滑(去噪)、图像重建以及运动目标跟踪等领域<sup>[1]</sup>。

图像分割问题是图像处理与分析中非常重要的

\* 收稿日期: 2008-09-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60675007); 教育部重点基金资助项目(104145)

作者简介: 罗志宏(1970年生), 女, 博士生, 讲师; E-mail: luozhh@mail.sysu.edu.cn

基本问题之一,已得到了广泛的研究<sup>[2]</sup>。针对在图像分割中待分割的图像内含有高噪声(被噪声严重污染)而致使分割的准确性受到很大影响的现象,本文提出一类耦合去噪-分割的新模型(简称为本文方法),先采用一种组合的去噪模型(采用 AOS 算法)去噪,并将去噪后的图像作为待分割图像,传送给新的分割模型进行分割。为了更清晰地显示本文方法的前期(去噪)程序的有效性,我们通过对一些图像先添加某些种类的噪声,然后分别用现有的去噪方法(模型)与本文提出的组合去噪模型进行去噪,实验结果显示本文方法比现有的一些去噪模型(方法)的去噪效果更好。而在整个去噪-分割的实验过程中,都能明显地看出本文方法是一种有效的和可靠的图像分割方法,特别是对含有较高噪声的图像分割比 CV 模型更有优势。

## 1 图像噪声与去噪方法(模型)

任何一幅未经处理的原始图像,都或多或少地受到了噪声的污染,给图像处理工作带来困难。为此,在进行图像处理之前通常需要做消除图像噪声的工作。

### 1.1 常见的图像噪声与现有的去噪方法(模型)

图像噪声的种类较为复杂,按噪声对信号的影响可分为加性噪声和乘性噪声,常见的加性噪声如椒盐噪声和高斯噪声等,乘性噪声如 Poisson 噪声和 speckle 噪声等;因此,图像去噪的方法也多种多样,常见的如维纳滤波法、中值滤波法、ROF 模型去噪法和 LCA 模型去噪法等。

设  $f$  为被噪声污染的图像(即含噪图像), $u$  为去噪后的图像。对图像去噪效果的评价通常用峰值信噪比(PSNR)和视觉效果。PSNR 的计算公式为

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10}(255^2/\text{MSE})$$

其中  $\text{MSE} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m \times n - 1} (u_i - v_i)^2$  为均值平方误差, $u_i, v_i$  分别是去噪后的图像和原始无噪图像像素的灰度值, $m \times n$  为像素总数。一般来说,PSNR 值越大,图像的质量就越高;但这也不是绝对的,有时候也要用主观的视觉效果来评价去噪的效果。

Rudin 等<sup>[3]</sup>提出如下的去噪模型(ROF 模型)

$$E(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u - f)^2 dx dy$$

其中  $u \in BV(\Omega)$ ,这是一种应用比较广泛的去除加性噪声的模型。此后,对图像去噪的方法引起了人们的更多关注,其中有代表性的如文[4]讨论的对去除 Poisson 噪声特别有效的 LCA 模型

$$E(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| + \lambda \int_{\Omega} (u - f \log u) dx dy$$

其中  $u \in S(\Omega) = \{u \in BV(\Omega), u > 0\}$ 。

### 1.2 本文提出的图像去噪方法(模型)

但是,实际上真实图像往往不只受到单一类型噪声的干扰,而且,每种去噪方法也不仅只能去除一种噪声,对别种噪声也有一定的去除能力。考虑到上述两类去噪模型的优点,本文提出下面的组合去噪模型

$$E(u) = \int_{\Omega} g(x, y) |\nabla u| dx dy + \int_{\Omega} \left[ \frac{\lambda_1}{2} (u - f)^2 + \lambda_2 (u - f \log u) \right] dx dy \quad (1)$$

其中  $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$ ;  $g(x, y) = 1 / \sqrt{1 + |\nabla G_{\sigma} * f|^2}$ ,

$G_{\sigma}$  是方差为  $\sigma$  的高斯核(这里取  $\sigma = 1.2$ ), $*$  为卷积。在模型(1)中通过选取适当的权系数  $\lambda_1, \lambda_2$ , 可以去除不同种类、不同程度的噪声。对应模型(1)的演化方程为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div} \left( g \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda_1 (u - f) - \lambda_2 (u - f)/u$$

其初始条件: $u(0) = f$ 。记

$$h(u, f) = -\lambda_1 (u - f) - \lambda_2 (u - f)/u$$

并令  $|\nabla u| = 1$ , 则上述演化方程改写为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g \nabla u) + h(u, f) =$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left( g(x, y) \frac{\partial u}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( g(x, y) \frac{\partial u}{\partial y} \right) +$$

$$h(u, f) := (A_1 + A_2)u + h(u, f) \quad (2)$$

采用高效且无条件稳定的 AOS 算法<sup>[5]</sup>, 可得如下的数值迭代格式:

$$u^{n+1} = \frac{1}{2} \sum_{i \in \{1, 2\}} (I - 2\tau A_i(u^n))^{-1} (u^n + \tau h(u^n, f))$$

其中  $I$  为单位矩阵。在数值计算时,为了避免分母  $u$  为 0 而出现奇异性,需将分母  $u$  改成  $u + a$ , 其中  $a$  是一个很小的正数,例如取  $a = 10^{-4}$ 。

## 2 一类耦合去噪-分割的新模型

### 2.1 CV 模型与无需重新初始化的活动轮廓模型

20 世纪 80 年代末, Mumford 等<sup>[6]</sup>提出一种具有曲线演化拓扑自适应能力的分割模型(简称 MS 模型),该模型把局部边缘信息与全局同质区域信息相结合,能比较精确地对轮廓线定位,但是在实际应用中用 MS 模型求数值解比较困难。后来, Chan 等<sup>[7]</sup>针对 MS 模型的缺陷提出一种简化的 MS 模型(通称为 CV 模型),它结合水平集演化方法,使之应用简便。设原图像  $I(x, y)$  被活动轮廓线  $C$

划分为目标  $\omega_o$  和背景  $\omega_b$  两个区域, 各个区域的平均灰度为  $c_1$  和  $c_2$ ;  $\beta_1, \beta_2 > 0, \mu \geq 0, \nu$  都是常数;  $\varphi(x, y)$  为内正外负的水平集函数,  $\Omega$  是水平集函数的定义域;  $H(z)$  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:

$$\begin{aligned} E(\varphi, c_1, c_2) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \\ & \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \beta_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \\ & \beta_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \end{aligned} \quad (3)$$

右端第一项 (活动轮廓线  $C$  的长度) 是正则化项, 第二项 ( $C$  的内部区域面积) 由参数  $\nu$  的符号选择不同可控制轮廓线向内收缩或向外膨胀, 最后两项是拟合能量。

在具体实验中, 需要将 Heaviside 函数正则化为  $H_{\varepsilon}(\varphi)$ , 在本文中取

$$\begin{aligned} H_{\varepsilon}(\varphi) &= \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\varphi}{\varepsilon}\right) \right], \\ \delta_{\varepsilon}(\varphi) &= H'_{\varepsilon}(\varphi) = \frac{\varepsilon}{\pi(\varepsilon^2 + \varphi^2)} \end{aligned}$$

正则化后的 CV 模型为

$$\begin{aligned} E_{\varepsilon}(\varphi, c_1, c_2) = & \mu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \\ & \nu \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\varphi) dx dy + \beta_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H_{\varepsilon}(\varphi) dx dy + \\ & \beta_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\varphi)) dx dy \end{aligned}$$

于是利用负梯度流方法, 得对应的演化方程组为

$$\begin{aligned} c_1(\varphi) &= \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H_{\varepsilon}(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\varphi) dx dy} \\ c_2(\varphi) &= \frac{\int_{\Omega} I(x, y) [1 - H_{\varepsilon}(\varphi)] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H_{\varepsilon}(\varphi)] dx dy} \\ \frac{\partial \varphi}{\partial t} &= \delta_{\varepsilon}(\varphi) \left\{ \mu \cdot \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \beta_1 [I(x, y) - c_1]^2 + \beta_2 [I(x, y) - c_2]^2 \right\} \text{ in } (0, \infty) \times \Omega \\ \frac{\delta_{\varepsilon}(\varphi)}{|\nabla \varphi|} \frac{\partial \varphi}{\partial n} &= 0 \text{ on } \partial \Omega \end{aligned}$$

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<sup>[8]</sup>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  $\varphi(x, y)$  是距离函数的充要条件是  $|\nabla \varphi| = 1$ 。文 [8] 利用符号距离函数的这个性质, 定义惩罚能量为:

$$P(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy$$

并考虑如下的能量泛函

$$\begin{aligned} E(\varphi) = & \alpha \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} g(x, y) \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \\ & \nu \int_{\Omega} g(x, y) H(-\varphi) dx dy \end{aligned}$$

其中,  $\alpha > 0, \mu > 0, \nu$  都是常数;  $g = 1/(1 + |\nabla(G_{\sigma} * I)|^2)$  是边缘停止函数。

## 2.2 一类耦合去噪-分割的新模型

在 CV 模型中, 前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, 而后两项中的  $c_1$  和  $c_2$  是计算轮廓线的内部区域和外部区域总的灰度均值, 是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。但是, CV 模型仅仅考虑区域内的一致性, 而没有考虑区域间的差异性。另外, CV 模型采用基于面积的极小变分项作为它的外部能量项, 具有一定的抗噪性; 但是, 它仅仅考虑轮廓线的内部和外部的图像灰度均值, 并不能很好地分割噪声图像。因此, 本文综合考虑区域内的一致性和区域间的差异性, 加重  $c_1, c_2$  的影响, 并耦合去噪模型 (1) 的去噪效果, 提出如下新的分割模型

$$\begin{aligned} E(\varphi, c_1, c_2) = & \alpha \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy + \\ & \mu \int_{\Omega} g_1 \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g_1 H(\varphi) dx dy + \\ & \beta_1 \int_{\Omega} |c_2 - c_1| (u - c_1)^2 H(\varphi) dx dy + \beta_2 \int_{\Omega} |c_2 - c_1| \cdot \\ & (u - c_2)^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $\alpha, \beta_1, \beta_2 > 0, \mu \geq 0, \nu$  都是常数;  $u(x, y)$  为原含噪图像  $f$  经过模型 (1) 去噪后的图像灰度; 边缘停止函数  $g_1(x, y) = 1/(1 + |\nabla u|^2)$ ; 其余函数如模型 (3) 所述。利用负梯度流方法, 可得模型 (4) 对应的 (修改的) 演化方程组

$$\begin{aligned} c_1(\varphi) &= \frac{\int_{\Omega} u(x, y) H_{\varepsilon}(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\varphi) dx dy} \\ c_2(\varphi) &= \frac{\int_{\Omega} u(x, y) [1 - H_{\varepsilon}(\varphi)] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H_{\varepsilon}(\varphi)] dx dy} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \varphi}{\partial t} = & \alpha [\nabla^2 \varphi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})] + \\
& \mu \cdot \operatorname{div}(g_1(x, y) \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) - \nu \cdot g_1(x, y) + \\
& \delta_\varepsilon(\varphi) |c_2 - c_1| \{\beta_2 [u(x, y) - c_2]^2 - \\
& \beta_1 [u(x, y) - c_1]^2\} \text{ in } (0, \infty) \times \Omega \quad (5) \\
& \frac{\delta_\varepsilon(\varphi)}{|\nabla \varphi|} \frac{\partial \varphi}{\partial n} = 0 \text{ on } \partial \Omega
\end{aligned}$$

### 3 仿真实验结果比较与分析

实验环境是 CPU 为 P4: 2.8 G, 内存为 512 M, 操作系统为 Windows XP, 所用程序的初始轮廓线是半径为 20 mm 的圆, 放置于待分割目标的中心附近。

我们采用本文方法对一批图像进行分割实验, 限于篇幅, 下面仅代表性地选取其中一部分, 并将

采用本文提出的去噪模型与现有的一些去噪模型 (方法) 的去噪结果相比较, 采用本文方法与 CV 模型 (方法) 进行分割的结果相比较。由于非脑组织 (头皮、颅骨、肌肉等) 中的一些成分的灰度信号与脑组织灰度信号非常接近, 会影响脑分割算法的精度。因此, 本文采用的脑病变图像已先去除其外围组织, 只保留脑组织。

#### 3.1 几种去噪方法 (模型) 的一些实验结果的比较

图 1 (a) 是添加 15% 椒盐噪声的熊猫图像; 图 1 (b) 是用  $5 \times 5$  维纳滤波后的结果; 图 1 (c) 是用 ROF 模型 (时间步长  $\tau = 5$ , 权系数  $\lambda = 10^{-2}$ ) 迭代 100 次去噪的结果; 图 1 (d) 是用本文提出的去噪模型 (时间步长  $\tau = 5$ , 权系数  $\lambda_1 = 10^{-2}, \lambda_2 = 2 \times 10^{-5}$ ) 迭代 20 次去噪的结果。

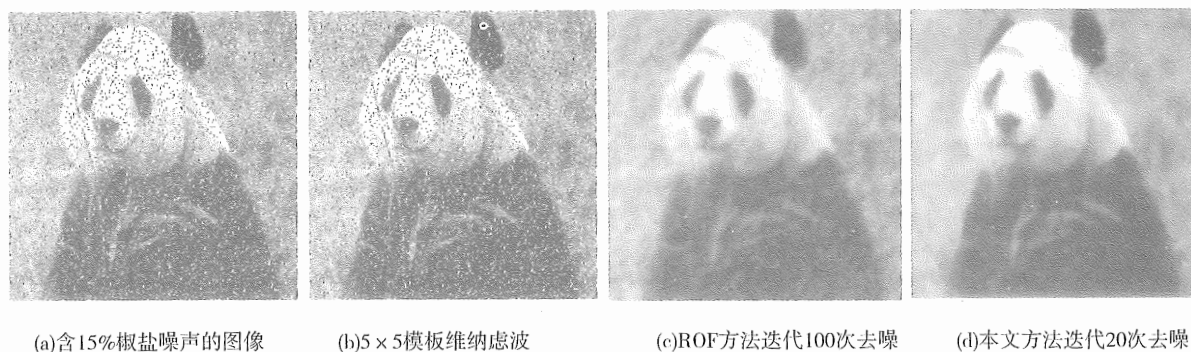


图 1 用不同方法对含 15% 椒盐噪声的熊猫图像去噪的结果

Fig. 1 The noisy "Panda" images corrupted by salt-and-pepper noise with noise level 15%  
The corresponding denoised results by different methods

图 2 (a) 是添加混合噪声 (10% 椒盐噪声与 Poisson 噪声的混合) 的脑出血患者的 CT 图像; 图 2 (b) 是用  $5 \times 5$  维纳滤波后的结果; 图 2 (c) 是用 ROF 模型 (时间步长和权系数与图 1 (c) 相

同) 迭代 80 次去噪的结果; 图 2 (d) 是用本文提出的组合去噪模型 (时间步长和权系数与图 1 (d) 相同) 迭代 15 次去噪的结果。

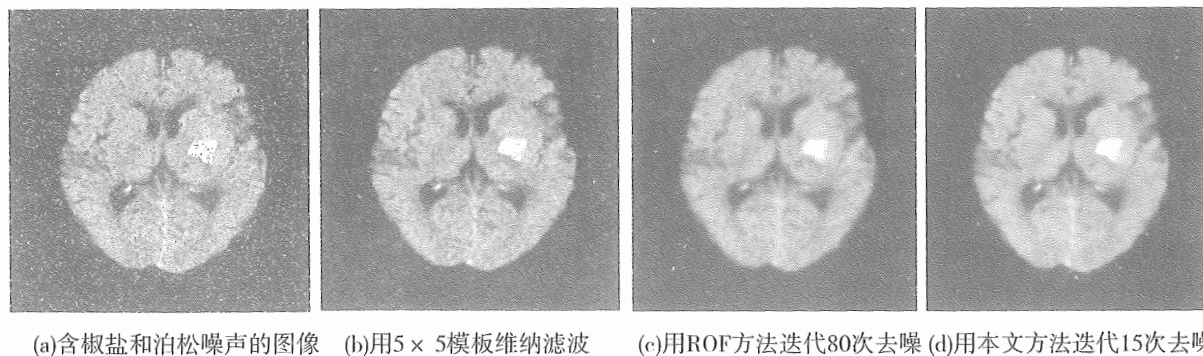


图 2 用不同方法对含椒盐噪声与泊松噪声的脑出血 CT 图像去噪的结果

Fig. 2 The noisy "cerebral hemorrhagic" CT images corrupted by salt-and-pepper noise plus poisson noise  
The corresponding denoised results by different methods

这三种方法（模型）去噪的一些情况可参见表1。维纳滤波采用的模板是使其取得 PSNR 的最高值，但实验显示它的 PSNR 较低，且视觉效果太

差；ROF 模型去噪的视觉效果也不如本文提出的组合去噪模型。所以，综合评价应该是本文提出的组合去噪模型较好。

表1 三种方法去除椒盐噪声/混合噪声的比较

Table 1 Comparison of three methods for denoising salt-and-pepper noise/mixed noise

| 图1/图2   | 耗费时间/s         | PSNR/dB        | 视觉效果        |
|---------|----------------|----------------|-------------|
| 维纳滤波    |                | 20.841/ 21.928 | 有很多/ 较多块状效应 |
| ROF 模型  | 4.875/ 14.531  | 22.027/ 22.472 | 有较多/ 少量块状效应 |
| 本文提出的模型 | 3.156 3/ 6.578 | 22.371/ 23.622 | 有少量/ 很少块状效应 |

### 3.2 本文方法与 CV 模型分割的结果比较

图3是对一只飞鸟图像添加 20% 椒盐噪声后，分别用 CV 模型（方法）与本文方法分割的结果比较。两种方法采用相同的时间步长：0.5，相同的权系数： $\beta_1 = \beta_2 = 1, \mu = 1.5, \nu = 5; \varepsilon = 5$ 。用 CV 方法分割 10 次和 40 次分别耗时 3.72 s 和 14.34 s，

而用本文方法去噪 20 次分割 10 次和去噪 20 次分割 30 次分别耗时 14.35 s 和 28.06 s；用 CV 方法分割 40 次与用本文方法去噪 20 次分割 10 次耗时差不多，但从这两幅图可明显看到用本文方法比用 CV 方法分割的效果好。

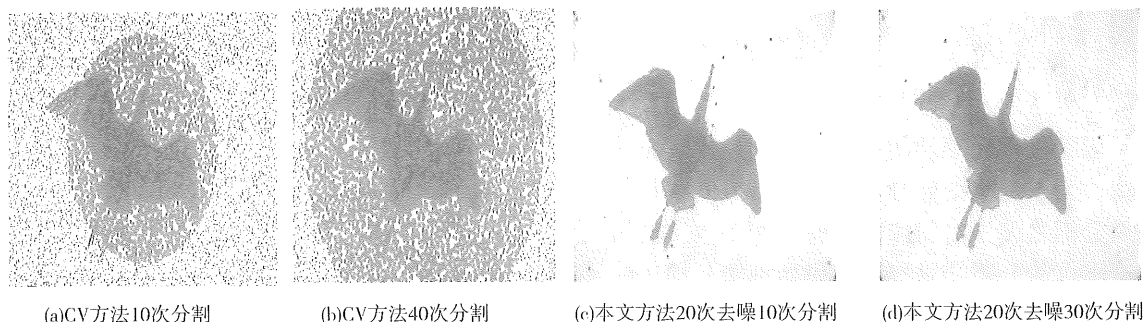


图3 用不同方法对含 20% 椒盐噪声的飞鸟图像的分割结果

Fig. 3 The noisy "bird" images corrupted by salt-and-pepper noise with noise level 20%  
The corresponding segmented results by different methods

图4是对一幅脑脓肿图像添加 Poisson 噪声后，分别用 CV 模型（方法）与本文方法分割的结果比较。两种方法采用相同的时间步长：0.03，相同的权系数： $\beta_1 = 1, \beta_2 = 2, \mu = 1.5, \nu = 5; \varepsilon = 1$ 。

用 CV 方法分割 2400 次和用本文方法去噪 6 次分割 30 次分别耗时 958.27 s 和 26.58 s，在这种情况下用 CV 方法分割明显比用本文方法分割耗时多得多，而效果还不如用本文方法分割的好。

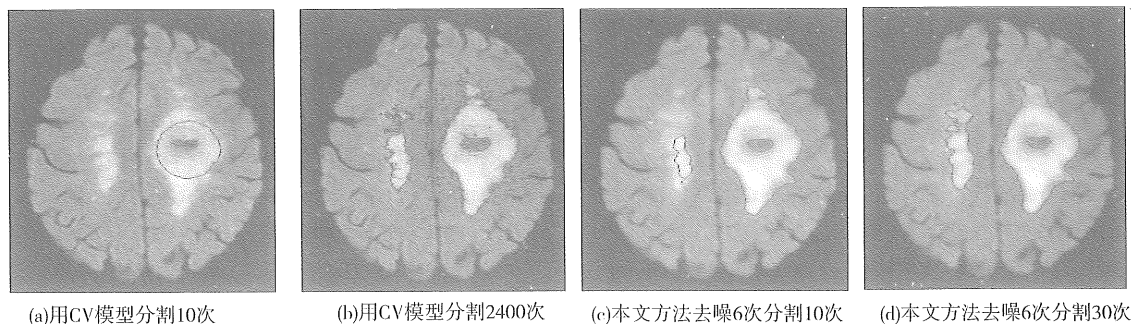


图4 用 CV 模型与本文方法对含 Poisson 噪声的脑脓肿图像的分割结果

Fig. 4 The noisy "cerebral abscess" images corrupted by poisson noise  
The corresponding segmented results by CV model and proposed methods

图5是对一幅鲜花图像添加混合噪声(5%椒盐噪声与Poisson噪声的混合)后,分别用本文方法与CV模型分割的结果比较。两种方法采用相同的时间步长:2.5,相同的权系数: $\beta_1 = 1, \beta_2 = 2$ ,  $\mu = 1.5, \nu = 5; \varepsilon = 5$ 。用CV方法分割60次和用本文方法去噪30次分割15次分别耗时18.92 s

和17.27 s,而用CV方法分割200次和用本文方法去噪30次分割100次分别耗时57.70 s和58.83 s;这样两组耗时差不多的不同方法的分割结果却相差悬殊,用CV方法不但未完成分割且误将噪声当作分割目标,而用本文方法较好地完成了分割。

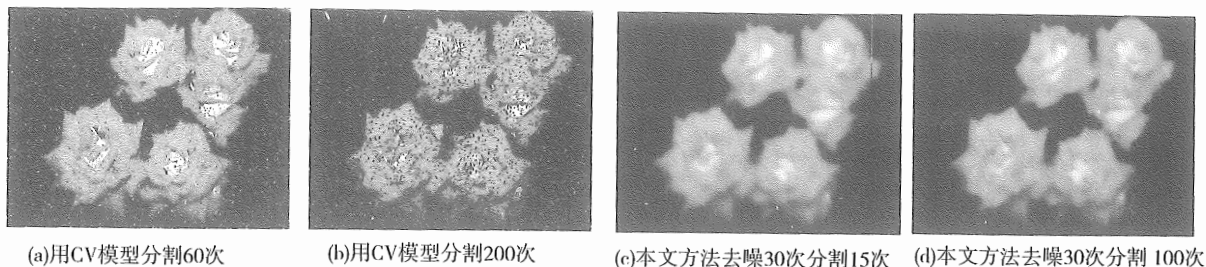


图5 用CV模型与本文方法对含混合噪声(5%椒盐噪声与Poisson噪声)的鲜花图像的分割情况  
Fig.5 The noisy "flower" images corrupted by mixed noise (salt-and-pepper noise with noise level 5% plus poisson noise). The corresponding segmented results by CV model and proposed method

## 4 总 结

由于未经处理的原始图像都会受到一定程度的噪声干扰,为了提高图像分割的质量,人们往往在进行图像分割之前先对图像做去噪工作。本文针对含高噪声图像的分割结果很不理想的现象,提出一类耦合去噪-分割的新模型,先采用一种组合的去噪模型(采用AOS算法)去噪,并将去噪后的图像作为待分割图像,传送给新的分割模型进行分割。仿真实验结果显示,本文提出的去噪-分割方法既能比现有的一些去噪模型(方法)的去噪效果更好,对含有较高噪声的图像分割也能比CV模型更有优势;本文提出的方法已显示出其有效性和可靠性。值得指出的是,权系数的选取往往对分割的效果有很大影响;当然,从理论上说,这些权系数是可以公式求出来的,但实际操作上一般是行不通的。另外,需要注意适当处理去噪与分割的关系,过度的去噪也会影响分割的效果。

### 参考文献:

- [1] 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.
- [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] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60: 259-268.
- [4] LE T, CHARTRAND R, ASAKI T J. A variation approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise[C]. UCLA CAM Report:05-49.
- [5] WEICKERT J, ROMENY B M t H, VIERGEVER M A. Efficient and reliable scheme for nonlinear diffusion and filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 398-410.
- [6] MUMFORD D, SHAH J. Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems[J]. Comm on Pure Appl Math, 1989, 42(5): 577-685.
- [7] CHAN T, VESE L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [8] LI C M, XU C Y, GUI C F, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. San Diego, CA, USA, 2005, 1: 430-436.