

# 边缘修正 CV 模型的卫星遥感云图分割方法

宋 昱<sup>1</sup> 吴一全<sup>1,2</sup> 毕硕本<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 210016  
<sup>2</sup> 南京信息工程大学气象灾害省部共建教育部重点实验室, 江苏 南京 210044)

**摘要** 对卫星遥感云图进行自动分割是分析卫星云图资料的重要步骤。为了更加准确的对卫星遥感云图进行分割,提出了融合边缘信息 CV 模型的卫星遥感云图分割方法。对原卫星云图进行扩散,得到平滑图像,根据平滑图像计算边缘信息,将得到的边缘信息融入 CV 模型中,并加入距离规范项使得 CV 模型的水平集函数在演化过程中不需要重新初始化。实验结果表明,与传统 CV 模型、区域能量拟合水平集模型、偏置场修正水平集模型相比,所提方法分割出的云区域更加准确,分割速度更快。

**关键词** 遥感;云图分割;水平集;扩散;边缘信息;CV 模型

**中图分类号** TP751 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.0901004

## Satellite Remote Sensing Cloud Image Segmentation Using Edge Corrected CV Model

Song Yu<sup>1</sup> Wu Yiquan<sup>1,2</sup> Bi Shuoben<sup>2</sup>

<sup>1</sup> College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China

<sup>2</sup> Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China

**Abstract** Segmenting satellite remote sensing cloud images is an essential step of analyzing satellite cloud image data. In order to segment satellite remote sensing cloud images more accurately, a satellite remote sensing cloud image segmentation method based on Chan Vese (CV) model incorporating edge information is proposed. Satellite cloud image is diffused and a smooth image is obtained. The edge information is calculated based on the smooth image. The edge information is incorporated into the CV model, and a distance regularized term is added to avoid the reinitialization of the level set function during its evolution. Experimental results show that, compared with conventional CV model, region-scalable fitting energy level set model and bias field correction level set model, the proposed method can segment region of cloud more accurately and the speed is faster.

**Key words** remote sensing; cloud image segmentation; level set; diffusion; edge information; Chan-Vese model

**OCIS codes** 010.0280; 010.1615; 100.2960

## 1 引 言

云是一种重要的气象要素,与天气气候存在密切关系。静止气象卫星能对各种云系演变进行全天候同步观测,其提供的卫星云图以便捷直观的形式

给我们提供了时空尺度最为广泛的全球范围云的信息,使静止气象卫星成为天气监测的重要工具和信息来源。卫星云图显示的云类结构,综合反映了大气内部的热力和动力发展变化过程。对卫星云图进

**收稿日期**: 2014-03-27; **收到修改稿日期**: 2014-04-26

**基金项目**: 国家自然科学基金(60872065)、气象灾害省部共建教育部重点实验室开放基金(KLME1108)、江苏高校优势学科建设工程

**作者简介**: 宋 昱(1988—),男,博士研究生,主要从事遥感图像处理与分析方面的研究。E-mail: 519559374@qq.com

**导师简介**: 吴一全(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事遥感图像处理、目标检测等方面的研究。

E-mail: nuaaimage@163.com

行分析,可以有助于正确理解和预报天气,并减少灾害性天气对人类生活的不利影响。

卫星云图分割是卫星云图分析中的重要步骤,对卫星云图进行分割是云图识别和分类的前提及基础。卫星云图中云的形状复杂,边缘模糊,使得云图分割成为一项困难的工作。目前主要的卫星云图分割技术包括阈值法<sup>[1]</sup>、动态聚类法<sup>[2]</sup>、数学形态法<sup>[3]</sup>、小波分析法<sup>[4]</sup>、水平集方法<sup>[5-9]</sup>等。

在曲线演化问题中,水平集方法因能够自动处理曲线的分裂、合并等拓扑变化而得到广泛使用,其在卫星云图分割中具有良好的应用前景。水平集方法中,将演化曲线隐式表示为高维水平集函数的零水平集,曲线的演化通过水平集演化来实现。目前水平集方法可以分为3类:基于边缘的水平集方法<sup>[10-13]</sup>、基于区域的水平集方法<sup>[14-18]</sup>和混合式水平集<sup>[19-20]</sup>方法。基于边缘的水平集方法利用边缘指示函数并将曲线演化至图像中具有较大梯度的位置。基于边缘的水平集方法依赖图像梯度信息并且对初始水平集位置敏感,无法用于分割具有弱边缘的图像。卫星云图中云系的边缘特征不明显,云系周围无关云团的干扰较多,仅利用云图边缘信息难以有效分割。基于区域的水平集方法利用图像全局信息分割得到同质区域。最早的基于区域的水平集方法是 Mumford-Shah 模型,采用分片平滑函数近似原图像。Chan 和 Vese 提出的 CV 模型是对 Mumford-Shah 模型的一种简化,采用分片常值函数近似原图像。然而基于区域的水平集方法不能克服目标和背景内部灰度的起伏,并且不能准确分割具有复杂边缘的图像。卫星云图中云系内部具有较强的灰度起伏,仅利用分片常值函数无法准确分割出云区域。混合式水平集方法结合边缘和区域信息进行分割,很好地结合了前两种水平集方法的优点,因此在对复杂图像进行分割时具有一定的优势。

提出的融合边缘信息的 CV 模型属于混合式水平集方法。利用扩散得到的图像计算边缘信息并融入 CV 模型中。传统的 CV 模型在演化过程中需要周期性的重新初始化水平集函数以使其保持符号距离函数的性质,这样会减慢水平集演化速度。为了避免水平集演化时需要重新初始化的问题,引入距离规范项<sup>[21]</sup>使得水平集函数不需重新初始化。文中针对卫星云图进行了大量实验,并与传统 CV 模型<sup>[15]</sup>、区域能量拟合水平集模型<sup>[16]</sup>以及偏置场修正水平集模型<sup>[17]</sup>进行了比较。

## 2 传统 CV 模型和距离规范项

### 2.1 传统 CV 模型

令  $\Omega \subset R^2$  是图像空间,  $I: \Omega \rightarrow R$  是给定的灰度图像。在文献<sup>[14]</sup>中, Mumford 和 Shah 将图像分割问题进行如下建模:给定一幅图像  $I$ , 找到一个轮廓  $C$  将图像分成不相重叠的区域。提出使用如下的能量函数:

$$F^{MS}(u, C) = \int_{\Omega} (u - I)^2 dx + \mu \int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx + \nu |C|, \quad (1)$$

式中  $|C|$  是轮廓  $C$  的长度。对上述 Mumford-Shah 能量函数最小化可以得到分割图像  $I$  的最优轮廓, 和一幅近似原始图像  $I$  的图像  $u$ , 该图像  $u$  在由轮廓  $C$  分割而成的连通区域内是平滑的。在实际中, 因为不知道轮廓  $C$  的具体位置以及能量函数的非凸性, 使得最小化上述能量函数(1)极为困难。

Chan 和 Vese<sup>[15]</sup>对上述 Mumford-Shah 问题进行了简化, 假设图像  $I$  可以表示为分片常值函数。对于一个定义在图像空间  $\Omega$  内的图像  $I(x, y)$ , 提出最小化如下能量函数:

$$F^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\text{outside}(C)} |I(x) - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\text{inside}(C)} |I(x) - c_2|^2 dx + \nu |C|, \quad (2)$$

式中  $\text{outside}(C)$  和  $\text{inside}(C)$  分别表示轮廓  $C$  外部的区域和内部的区域,  $c_1$  和  $c_2$  是用于近似图像在轮廓外部和内部灰度值的常数,  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  是表示区域能量的参数,  $\nu$  是表示长度项的参数。可以通过水平集函数表示上述能量, 然后将能量最小化问题转化为求解水平集演化方程。使得上述能量函数中前二项最小的常数  $c_1$  和  $c_2$  是图像在轮廓外部和轮廓内部的灰度均值。如果图像在轮廓外部和轮廓内部的灰度值不是均匀的, 这样的常数  $c_1$  和  $c_2$  有可能远远偏离原始图像。传统 CV 模型不包含任何局部灰度信息, 所以无法分割灰度不均匀的图像。而卫星云图中云区域内部的灰度值是不均匀的, 所以将 CV 模型直接用于卫星云图分割将不能得到正确的结果。

### 2.2 距离规范项

水平集演化的过程是从初始水平集开始演化然后到达最终位置, 通常将初始水平集定义为符号距离函数。水平集在演化过程中会变得不规则而造成数据错误并最终破坏水平集演化过程。为了克服这一困难, 引入重新初始化方法来保持水平集函数在

演化过程中的稳定。重新初始化方法是通过周期性地停止演化并将退化的水平集函数重塑为符号距离函数。

标准的重新初始化方法是通过求解如下的演化方程直至稳定状态：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \text{sign}(\phi)(1 - |\nabla \phi|), \quad (3)$$

式中  $\phi$  是需要重新初始化的水平集函数, sign 是符号函数。上述演化方程的稳定解应是符号距离函数。尽管重新初始化可以保证水平集函数的规范性,但是可能会使零水平集偏离正确的位置,所以应当尽量避免重新初始化过程。

可以通过引入距离规范项来避免重新初始化过程。令  $\phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  是一个定义在图像空间  $\Omega$  上的水平集函数。定义如下能量函数：

$$E(\phi) = \mu R_p(\phi) + E_{\text{ext}}(\phi), \quad (4)$$

式中  $R_p(\phi)$  是距离规范项,  $\mu > 0$  是常数,  $E_{\text{ext}}(\phi)$  是依赖图像的外部能量项,例如可将  $E_{\text{ext}}(\phi)$  取为(2)式右边的部分。距离规范项可以定义如下：

$$R_p(\phi) \triangleq \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx, \quad (5)$$

式中  $p$  是一个势函数  $p: [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ 。一种简单而直接的定义势函数  $p$  的方式是：

$$p = p_1(s) \triangleq \frac{1}{2}(s-1)^2, \quad (6)$$

上式中有唯一的最小值点  $s=1$ 。如果采用上述的势函数,可以将距离规范项  $R_p(\phi)$  显式表示为

$$P(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx, \quad (7)$$

上式描述了  $\phi$  和符号距离函数之间的差异。

在变分问题中,使得能量函数  $F(\phi)$  最小化的标准方法是寻找如下方程的稳定解。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial \phi}, \quad (8)$$

式中  $\partial F / \partial \phi$  是函数的 Gateaux 导数。(5)式中的距离规范项的 Gateaux 导数可以表示为

$$\frac{\partial R_p}{\partial \phi} = -\text{div}(d_p(|\nabla \phi|)\nabla \phi), \quad (9)$$

式中 div 是散度算子,  $d_p$  是通过下式定义的：

$$d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s}, \quad (10)$$

引入距离规范项后的水平集演化方程可以被称为距离规范水平集演化,其中的距离约束效果可以通过下式体现：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \text{div}[d_p(|\nabla \phi|)\nabla \phi], \quad (11)$$

上式可以表示为标准的扩散方程：

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \text{div}(D\nabla \phi), \quad (12)$$

式中扩散率  $D = \mu d_p(|\nabla \phi|)$ 。当  $d_p(|\nabla \phi|)$  为正时,扩散表现为正向扩散,会减少  $|\nabla \phi|$ 。当  $d_p(|\nabla \phi|)$  为负时,扩散表现为负向扩散,会增加  $|\nabla \phi|$ 。上述扩散称为前向-后向扩散。

对于(6)式中的势函数  $p = p_1(s)$ , 有  $d_p(s) = 1 - (1/s)$ 。在这种情况下,(11)式可以表示为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[ \nabla^2 \phi - \text{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right]. \quad (13)$$

函数  $d_p(s) = 1 - (1/s)$  的符号表明了前向-后向扩散在如下两种情形下的性质：

1) 当  $|\nabla \phi| > 1$  时,扩散率  $\mu d_p(|\nabla \phi|)$  是正的,扩散(11)式是正向扩散,会减少  $|\nabla \phi|$ ;

2) 当  $|\nabla \phi| < 1$  时,扩散率  $\mu d_p(|\nabla \phi|)$  是负的,扩散(11)式是负向扩散,会增加  $|\nabla \phi|$ 。

从而,上述由势函数  $p_1$  得到的前向-后向扩散强迫  $|\nabla \phi|$  为 1,而保持其符号距离特性。然而,上述前向-后向扩散的扩散率  $\mu d_p(|\nabla \phi|) = \mu[1 - (1/|\nabla \phi|)]$  是一个无界函数,当  $|\nabla \phi|$  趋近于 0 时,会使得该量趋于负无穷。当  $|\nabla \phi|$  较接近于 0 时,有可能会给水平集函数  $\phi$  造成不利影响。该不良影响可以通过定义一个具有两个极小值点的势函数  $p = p_2$  来避免,该势函数的扩散率  $\mu d_p(|\nabla \phi|)$  以一个常数为界。

这里,给出一个具有两个极小值点的势函数  $p_2(s)$ <sup>[21]</sup> 如下：

$$p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} [1 - \cos(2\pi s)], & \text{if } s \leq 1 \\ \frac{1}{2}(s-1)^2, & \text{if } s > 1 \end{cases}, \quad (14)$$

上述势函数  $p_2(s)$  有两个极小值点,分别是  $s=0$  和  $s=1$ 。

可以看出  $p_2$  在  $[0, \infty)$  内是二次可微的,其一阶和二阶导数由下式给出：

$$p_2'(s) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi s), & \text{if } s \leq 1 \\ s-1, & \text{if } s > 1 \end{cases}, \quad (15)$$

$$p_2''(s) = \begin{cases} \cos(2\pi s), \\ 1, \end{cases}$$

可以验证  $d_p(s) = p_2'(s)/s$  满足：

$$|d_p(s)| < 1, s \in (0, \infty), \quad (16)$$

$$\lim_{s \rightarrow 0} d_p(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} d_p(s) = 1, \quad (17)$$

从而,有

$$|\mu d_p(|\nabla\phi|)| \leq \mu, \quad (18)$$

也就验证了使用势函数  $p=p_2$  时扩散率的有界性。

由势函数  $p=p_2(s)$  得到  $d_p(s)$ ,其符号的不同表明了前向-后向扩散在如下 3 种情形下的不同性质:

- 1) 当  $|\nabla\phi| > 1$  时,扩散率  $\mu d_p(|\nabla\phi|)$  是正的,扩散(11)式是正向扩散,会减少  $|\nabla\phi|$ ;
- 2) 当  $(1/2) < |\nabla\phi| < 1$  时,扩散率  $\mu d_p(|\nabla\phi|)$  是负的,扩散(11)式是负向扩散,会增加  $|\nabla\phi|$ ;

3) 当  $|\nabla\phi| < (1/2)$  时,扩散率  $\mu d_p(|\nabla\phi|)$  是正的,扩散(11)式是正向扩散,会进一步将  $|\nabla\phi|$  降至 0。

采用势函数  $p_1$  和  $p_2$  的前向-后向扩散的关键不同就是两者扩散率有界性的差别以及当  $|\nabla\phi| < (1/2)$  时的扩散行为,这可以从前面对两者的描述中看出。

通过在传统 CV 模型中引入距离规范项,并使用势函数  $p_2$ ,可以得到距离规范 CV 模型的能量函数如下:

$$F^{\text{DRCV}}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x) - c_1|^2 H(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x) - c_2|^2 [1 - H(\phi)] dx + \nu \int_{\Omega} \delta[\phi(x)] |\nabla\phi(x)| dx + \mu \left[ \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{\Omega} [1 - \cos(2\pi |\nabla\phi|)] dx H(1 - |\nabla\phi|) + \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx H(|\nabla\phi| - 1) \right], \quad (19)$$

式中  $H$  表示 Heaviside 函数,定义如下:

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases}, \quad (20)$$

式中  $\delta$  表示 Dirac 函数,定义为  $H(z)$  的导数。

$$\nabla u_{\sigma} = \nabla (K_{\sigma} * u), \quad (24)$$

$$K_{\sigma} = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)} \exp\left(-\frac{|x|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (25)$$

使用如下的扩散函数:

$$g_2(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{\kappa}\right)^2}, \quad (26)$$

### 3 边缘能量模型

由于卫星云图中云内部区域灰度的不均匀,直接使用 CV 模型对卫星云图进行分割无法得到正确的分割结果,而如果引入卫星云图中云的边缘信息,将使得分割结果变得准确<sup>[22]</sup>。在基于边缘的水平集方法中<sup>[10-13]</sup>,通常使用边缘指示函数  $h$ ,定义如下:

$$h(|\nabla u_0|) = \frac{1}{1 + |\nabla u_0|^p}, \quad p \geq 1, \quad (21)$$

式中  $u_0$  是原始图像,  $p$  是指数。该边缘指示函数在图像的边缘处取得最小值。由于原始卫星云图中,背景区域和云区域内部的灰度都有较大起伏,所以如果直接对原始卫星云图使用边缘指示函数,会具有很多最小值点,这些最小值点中有一些点并不在云和背景的交界处而在区域内部。为了克服这一不利现象,可以先对原图进行 Catte-PM 扩散以消除区域内部灰度不均匀现象。Catte-PM 扩散表示如下:

$$\partial_t u = \text{div}[g_2(|\nabla u_{\sigma}|) \nabla u], \quad (22)$$

原始图像作为初始条件:

$$u(x, 0) = u_0(x). \quad (23)$$

为了减少对边缘区域的平滑,将扩散函数  $g_2$  选为边缘强度  $|\nabla u_{\sigma}|$  的减函数。这里,  $\nabla u_{\sigma}$  是对  $u$  进行高斯平滑后的图像的梯度,高斯平滑通过将原图与一个标准差为  $\sigma$  的高斯函数卷积得到:

式中  $\kappa$  是参数。该参数相当于一个阈值,根据  $|\nabla u_{\sigma}|$  和阈值之间的关系控制扩散力度。当  $|\nabla u_{\sigma}| > \kappa$  时,  $g_2(s)$  取值较小,对该点进行较小力度的扩散,当  $|\nabla u_{\sigma}| < \kappa$  时,  $g_2(s)$  取值较大,对该点进行较大力度的扩散。

采用 Catte-PM 扩散模型对图像进行平滑后,可以使区域内部的灰度起伏得到有效平滑而保留重要的目标边缘。为了有效计算(22)式,使用文献[23]提出的加性算子分裂(AOS)方法,通过下式进行计算:

$$u^{k+1} = \frac{1}{2} \{ [I - 2\tau A_x(u^k)]^{-1} + [I - 2\tau A_y(u^k)]^{-1} \} u^k, \quad (27)$$

式中  $A_x$  和  $A_y$  分别是水平方向和垂直方向的扩散矩阵,  $k$  表示迭代次数。因为 AOS 是无条件稳定的,可以使用大时间步长来达到快速扩散的目的。通常选择  $\tau=5$ ,可以在效率与准确性之间达到一个较好的平衡。

对图像进行扩散之后,可以将边缘指示函数用于该图像,如下式表示:

$$h(|\nabla u^L|) = \frac{1}{1 + |\nabla u^L|^p}, \quad (28)$$

式中  $u^L$  表示经过  $L$  次扩散得到的结果图像。

为了能够在目标边缘取得较小值,利用水平集函数可以构造如下边缘能量函数:

$$E^{\text{edge}}(\phi) = \int_{\Omega} h(u^L) |\nabla H[\phi(x)]| dx. \quad (29)$$

通过用边缘能量函数替换(19)式中的长度项

$\int_{\Omega} \delta[\phi(x)] |\nabla \phi(x)| dx$ , 可以得到提出的融和边缘信息的 CV 模型如下:

$$\begin{aligned} F^{\text{edge CV}}(C, c_1, c_2) = & \underbrace{\lambda_1 \int_{\Omega} |I(x) - c_1|^2 H[\phi(x)] dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x) - c_2|^2 \{1 - H[\phi(x)]\} dx}_{\text{region energy}} + \underbrace{\nu \int_{\Omega} h(u^L) |\nabla H[\phi(x)]| dx}_{\text{edge energy}} + \\ & \underbrace{\mu \left\{ \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{\Omega} \{1 - \cos[2\pi |\nabla \phi(x)|]\} dx H[1 - |\nabla \phi(x)|] + \frac{1}{2} \int_{\Omega} [|\nabla \phi(x)| - 1]^2 dx H[|\nabla \phi(x)| - 1] \right\}}_{\text{level set regularizer}}, \end{aligned} \quad (30)$$

为了最小化能量函数(30),计算(30)式的 Gateaux 导数,并得到下式:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial F^{\text{edge CV}}}{\partial \phi}, \quad (31)$$

根据(31)式可以得到如下的偏微分方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi(x)}{\partial t} = & -\delta[\phi(x)] \{ \lambda_1 [I(x) - c_1]^2 - \lambda_2 [I(x) - c_2]^2 \} + \nu \delta[\phi(x)] \text{div} \left[ h(u^L) \frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right] + \\ & \mu \left\{ \text{div} \left\{ \frac{\sin[2\pi |\nabla \phi(x)|]}{2\pi |\nabla \phi(x)|} \nabla \phi(x) \right\} H[1 - |\nabla \phi(x)|] + \text{div} \left[ \nabla \phi(x) - \frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right] H(|\nabla \phi(x)| - 1) \right\}, \end{aligned} \quad (32)$$

可以将(32)式进行离散化,并采用下式迭代计算:

$$\phi^{k+1}(x) = \phi^k(x) + \Delta t \frac{\partial \phi^k(x)}{\partial t}, \quad (33)$$

式中  $k'$  和  $\Delta t$  分别表示迭代次数和时间步长。

## 4 实验结果与分析

针对提出的融合边缘信息 CV 模型的卫星遥感云图分割方法,采用大量卫星遥感云图进行了分割实验。为了验证所提方法的有效性,和传统 CV 模型<sup>[15]</sup>、区域能量拟合水平集模型<sup>[16]</sup>、偏置场修正水平集模型<sup>[17]</sup>进行了比较。实验中,各参数设置如下:采用 AOS 扩散时,令  $\sigma = 1, \kappa = 10, \tau = 1$ ,迭代 10 次,(30)式中的参数设置为: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \nu = 0.03 \times 255^2, \mu = 1$ ,函数  $g_1$  中  $p = 4$ ,对(30)式离散化时,取时间步长  $\Delta t = 0.1$ ,迭代次数取为 400 次。传统 CV 模型中,参数设置为: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \nu = 0.03 \times 255^2, \Delta t = 0.1$ ,迭代次数取为 400 次。区域能量拟合水平集模型中,参数设置为: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \nu = 0.03 \times 255^2, \Delta t = 0.5, \sigma = 4$ ,迭代次数取为 400 次。偏置场修正水平集模型中,参数设置为: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \nu = 0.03 \times 255^2, \Delta t = 0.5, \sigma = 4$ ,迭代次数取为 400 次。4 种方法的初始水平集都是一个半径为 50 个像素点的圆,

圆的中心位于图像中心。实验环境是 Intel(R) Atom (TM) CPU D2700 2.13 GHz 主频/2.00 GB 内存/MATLAB 7.6.0。因篇幅限制,现以其中 3 幅卫星遥感云图为例加以说明,这 3 幅卫星遥感云图的大小分别为 115 pixel  $\times$  164 pixel, 168 pixel  $\times$  132 pixel, 94 pixel  $\times$  161 pixel。采用所提方法和其他 3 种方法对卫星云图 1、2、3 进行分割所得到的分割结果分别如图 1~3 所示。

从图 1、图 2、图 3 的结果中可以看出,原始卫星云图中云区域内部是存在较大的灰度起伏的。对原图进行 Catta-PM 扩散后,使得原图平滑并保留了目标的重要边缘。传统 CV 模型大致分割出了云所在的区域,但是分割出的形状不够准确,很多边缘细节部分与原图不相符合。区域能量拟合水平集模型和偏置场修正模型均没有正确分割出云区域。区域能量拟合水平集模型和偏置场修正模型都是为了克服图像灰度不均而提出的水平集模型,但是这两种模型都较依赖初始水平集的位置,且演化速度较慢,对于目标或者背景区域存在较大灰度起伏的图像,这两种模型往往不能正确收敛到目标边缘。所提方法分割结果最为精确,不仅能够正确分割出云区域,

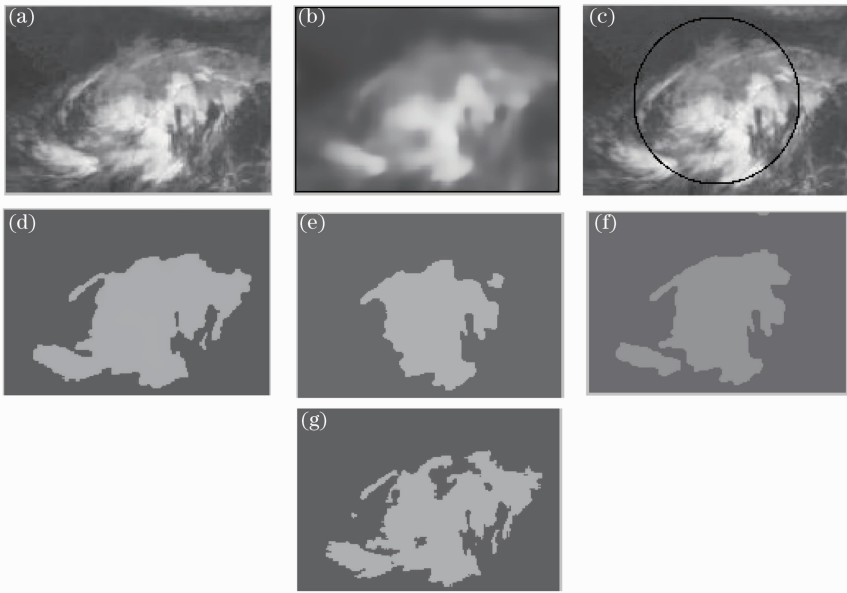


图 1 卫星云图 1 的 4 种分割方法结果比较。(a) 原始图像;(b) 扩散后图像;(c) 初始零水平集位置;  
(d) 传统 CV 模型;(e) 区域能量拟合水平集模型;(f) 偏置场修正水平集模型;(g) 所提方法

Fig. 1 Comparison of segmentation results of satellite cloud image 1 using four segmentation methods. (a) Original image;  
(b) diffused image; (c) initial zero level set position; (d) original CV model; (e) region-scalable fitting energy level  
set model; (f) bias field correction level set model; (g) the proposed method

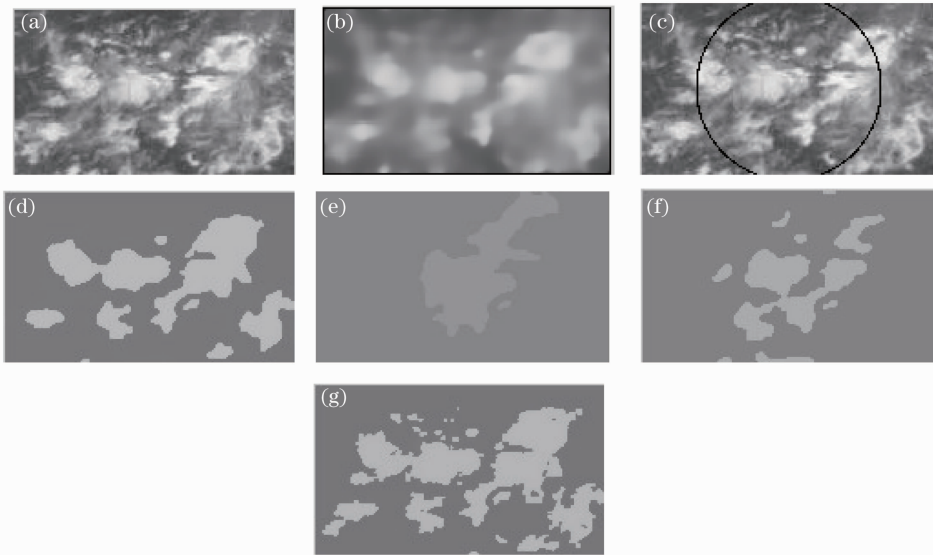


图 2 卫星云图 2 的 4 种分割方法结果比较。(a) 原始图像;(b) 扩散后图像;(c) 初始零水平集位置;  
(d) 传统 CV 模型;(e) 区域能量拟合水平集模型;(f) 偏置场修正水平集模型;(g) 所提方法

Fig. 2 Comparison of segmentation results of satellite cloud image 2 using four segmentation methods. (a) Original image;  
(b) diffused image; (c) initial zero level set position; (d) original CV model; (e) region-scalable fitting energy level  
set model; (f) bias field correction level set model; (g) the proposed method

而且对于边缘细节的刻画十分准确,体现了所提算法的优越性。

为了进一步比较各种算法对卫星云图的分割效果,现给出一幅使用 4 种方法均无法得到正确结果的卫星云图,示于图 4 中,该图的大小为:57 pixel×

162 pixel。从图 4 中可以看出,原始图像的对比值很低,云区域和背景区域灰度值非常接近,云层以薄雾形态漂浮在背景上,此时使用 4 种分割方法均无法正确分割出云区域。说明基于水平集的分割方法无法处理对比度较弱的卫星云图,如何处理这种类

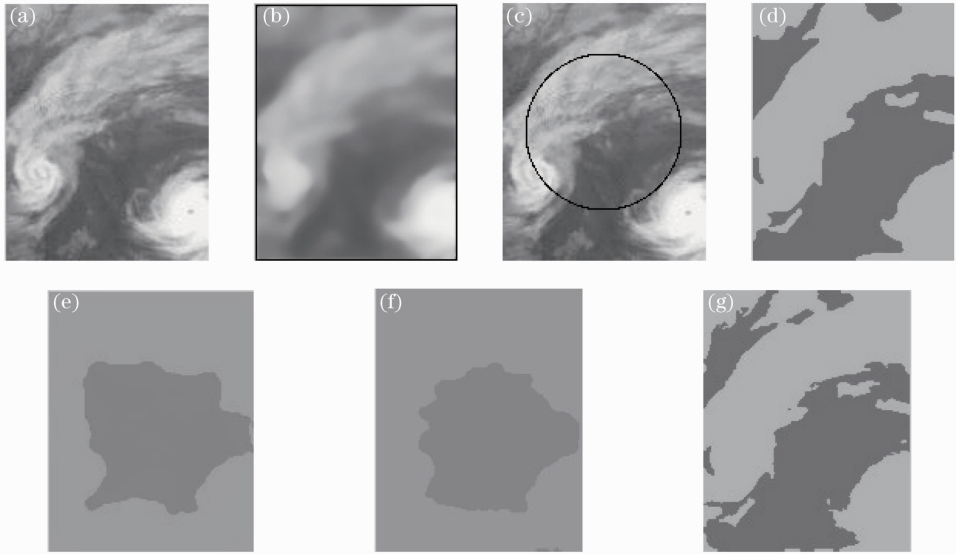


图 3 卫星云图 3 的 4 种分割方法结果比较。(a) 原始图像;(b) 扩散后图像;(c) 初始零水平集位置;  
(d) 传统 CV 模型;(e) 区域能量拟合水平集模型;(f) 偏置场修正水平集模型;(g) 所提方法

Fig. 3 Comparison of segmentation results of satellite cloud image 3 using four segmentation methods. (a) Original image;  
(b) diffused image; (c) initial zero level set position; (d) original CV model; (e) region-scalable fitting energy level  
set model; (f) bias field correction level set model; (g) the proposed method

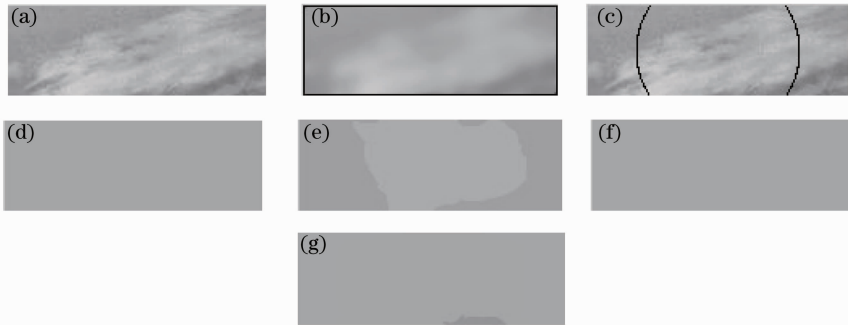


图 4 卫星云图 4 的 4 种分割方法结果比较。(a) 原始图像;(b) 扩散后图像;(c) 初始零水平集位置;  
(d) 传统 CV 模型;(e) 区域能量拟合水平集模型;(f) 偏置场修正水平集模型;(g) 所提方法

Fig. 4 Comparison of segmentation results of satellite cloud image 4 using four segmentation methods. (a) Original image;  
(b) diffused image; (c) initial zero level set position; (d) original CV model; (e) region-scalable fitting energy level  
set model; (f) bias field correction level set model; (g) the proposed method

型的卫星云图是需要进一步研究的内容。

为了比较上述分割方法的运行速度,现将针对 4 幅卫星云图分割所需时间列于表 1。从表 1 中可以看出,4 种方法中,传统 CV 模型所需时间最短,其次是所提方法,区域能量拟合水平集模型方法时

间最长。因为所提方法和传统 CV 模型相比,仅加入了距离规范项和修正了长度项,所以略微增加了一些运算时间,而区域能量拟合水平集模型和偏置场修正水平集模型因为在计算区域项时需要增加卷积运算,使得计算量大大提高。综合来看,所提方法最优。

表 1 各种分割方法运行时间比较(单位:s)

Table 1 Running time comparison of 4 segmentation methods (unit: second)

	Original CV model	Region-scalable fitting energy level set model	Bias field correction level set model	Proposed method
Cloud image 1	16.83	82.59	51.42	17.68
Cloud image 2	15.02	74.81	44.10	14.59
Cloud image 3	18.69	91.54	74.55	19.31
Cloud image 4	8.18	46.72	28.44	11.52

## 5 结 论

针对卫星云图的分割问题,提出了一种融合边缘信息 CV 模型的分割方法。在传统的 CV 模型中,增加了距离规范项以避免水平集演化过程中的重新初始化问题,并修正了 CV 模型中的长度项,在修正项中利用了扩散后图像的边缘信息。提出的方法能够有效克服区域内部灰度不均的影响。和传统 CV 模型、区域能量拟合水平集模型、偏置场修正水平集模型相比,所提分割方法最为精确,所需时间与传统 CV 模型接近,综合性能最优。

## 参 考 文 献

- Zhou Wei, Li Wanbiao. Classification of cloud using GMS-5 infrared data [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2003, 39(1): 83-90.  
周 伟, 李万彪. 利用 GMS-5 红外资料进行云的分类识别[J]. *北京大学学报:自然科学版*, 2003, 39(1): 83-90.
- Wang Jiguang, Zhang Ren, Hong Mei, *et al.*. Synthetical optimization clustering method for classifying cloud from satellite images [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology*, 2005, 6(6): 585-590.  
王继光, 张 韧, 洪 梅, 等. 卫星云图云分类的一种综合优化聚类方法[J]. *解放军理工大学学报:自然科学版*, 2005, 6(6): 585-590.
- Xue Juntao, Liu Zhengguang, Wang Ping. Multiple value self-adapt segmentation of infrared satellite cloud image [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(6): 2166-2167.  
薛俊韬, 刘正光, 王 萍. 红外卫星云图的多值自适应分割[J]. *仪器仪表学报*, 2006, 27(6): 2166-2167.
- C J Zhang, C J Duanmu, X D Wang. Segmentation of typhoon cloud image by combining a discrete stationary wavelet transform with a continuous wavelet transform [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(4): 941-967.
- Fei Wenlong, Lü Hong, Wei Zhihui. A application of Mumford-Shah model in segmentation of satellite cloud image [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 598-603.  
费文龙, 吕 红, 韦志辉. Mumford-Shah 模型在卫星云图分割中的应用[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 598-603.
- Qian Huaming, Jiang Bo. Method base on multi-channel satellite cloud image for typhoon segmentation [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2011, 37(4): 466-471.  
钱华明, 姜 波. 一种基于多通道卫星云图的台风分割方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2011, 37(4): 466-471.
- Wang Qi, Pan Zhenkuan, Wei Weibo. Variational level set methods for multiphase image segmentation on implicit surfaces [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(12): 2202-2208.  
王 琦, 潘振宽, 魏伟波. 隐式曲面多相图像分割的变分水平集方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(12): 2202-2208.
- Yang Mingyu, Ding Huan, Zhao Bo, *et al.*. Chan-veese model image segmentation with neighborhood information [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2011, 23(3): 413-418.  
杨名宇, 丁 欢, 赵 博, 等. 结合邻域信息的 Chan-Vese 模型图像分割[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(3): 413-418.
- Xue Weiqin, Zhou Zhiyong, Zheng Jian, *et al.*. Vessel segmentation using shape priors in level set framework [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(8): 1213-1222.  
薛维琴, 周志勇, 郑 健, 等. 含先验形状的水平集血管分割方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2013, 25(8): 1213-1222.
- N Paragios, R Deriche. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 46(3): 223-247.
- A Tsai, A Yezzi, A S Willsky. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(8): 1169-1186.
- V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- V Caselles, F Catte, T Coll, *et al.*. A geometric model for active contours in image processing [J]. *Numerische Mathematik*, 1993, 66(1): 1-31.
- D Mumford, J Shah. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- T F Chan, L A Vese. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- C Li, C Y Kao, J C Gore, *et al.*. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949.
- C Li, R Huang, Z Ding, *et al.*. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(7): 2007-2016.
- S Lankton, A Tannenbaum. Localizing region-based active contours [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(11): 2029-2039.
- J P Wang. Integration of edge and region information level set vector image segmentation [J]. *International Review on Computers and Software*, 2012, 7(5): 2628-2633.
- J Rabin, G Peyre, J Delon, *et al.*. Wasserstein barycenter and its application to texture mixing [J]. *Scale Space and Variational Methods in Computer Vision*, 2012, 6667: 435-446.
- C Li, C Xu, C Gui, *et al.*. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- W Kim, C Kim. Active contours driven by the salient edge energy model [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(4): 1667-1673.
- J Weickert, B M T H Romeny, M A Viergever. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 398-410.

栏目编辑: 张浩佳