

基于改进先验形状 CV 模型的目标分割

韩 洲¹ 李元祥¹ 周则明² 沈 霁¹

(1. 上海交通大学航空航天学院 上海 200240; 2. 解放军理工大学气象学院 南京 211101)

摘 要: 由于空间目标姿态变化较大, 且其灰度与地球背景差异较小, 传统 CV (Chan and Vese) 模型难以获得理想的分割结果。针对部分信息丢失或目标被部分遮挡情况下 CV 模型不能正确分割问题, Chan 和 Zhu 在 CV 模型基础上引入先验能量项, 构建的先验形状模型只具有旋转、缩放和平移不变性。本文提出了一种先验形状约束的变分水平集改进模型, 用于分割星空及复杂地球背景下的空间目标。在保持先验形状模型具有旋转、缩放和平移不变性的基础上, 本文改进的变分水平集模型增加了 X、Y 方向拉伸以及剪切不变约束能量项, 增强了先验形状对目标变化的自适应性。实验结果表明本文方法对复杂背景下姿态变化较大的空间目标, 具有更好的分割效果。

关键词: 图像分割; 水平集; 先验形状; 仿射变换; 变分方法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)09-1395-07

Object segmentation based on improved prior shape and CV model

HAN Zhou¹ LI Yuan-xiang¹ ZHOU Ze-ming² SHEN Ji¹

(1. School of Aeronautics and Astronautic, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. School of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China)

Abstract: Owing to great attitude variation of spatial objects and little grey difference between objects and spatial background, traditional Chan and Vese model can hardly get desired segmentation result. In order to solve problems that Chan and Vese model can't segment correctly while some essential information is missed partly or some parts of the object are occluded, the integration of prior shape knowledge about the objects in the Chan and Vese model was given by Chan and Zhu. In this paper, a improved variational level set model with prior shape is presented to segment spatial objects under stars or cluttered earth background. The improved variational level set with prior shape constraint not only permits translation, scaling and rotation of the prior shape, but further introduces another two properties (shearing and different scaling of X and Y direction) in the energy functional model, which enhances prior shape's self-adaptation towards varying objects. Experimental results demonstrate that our model can achieve good segmentation towards spatial objects with great attitude variation in cluttered background.

Key words: Image Segmentation; Level Set; Shape Prior; Affine Transformation; Variational Model

1 引言

随着空间卫星分辨率的不断提高及航空遥感影像技术的快速发展, 人类的空间活动也变得日益频繁, 从高分辨率影像中提取或自动检测人造空间目标, 并基于相关视觉信息的相对测量方法越来越受到重视。图像分割技术是视觉测量的关键技术之一, 图像分割手段的优劣直接影响着空间目标的识别、跟踪及图像匹配效果。

在已研究的各种目标分割方法中, 蛇形 (Snake) 方法^[1]、活动轮廓线方法^[2]、可形变模型以及水平集方法^[3-12]等曲线演化方法可以相当好的分割图像中的目

标。参数化的 Snake 模型直接以曲线 (曲面) 的参数化形式显式地表达曲线 (曲面) 的变形。这种表达方式的特点是与模型直接交互, 并且模型的表达紧凑, 有利于模型的快速实现。然而对于模型拓扑结构的变化, 参数化的 Snake 模型却难以处理。基于变分和水平集方法的活动轮廓分割模型能自然地处理演化曲线 (曲面) 拓扑结构的变化, 并能够自然地将边界信息和区域信息整合在一起。Mumford 在 1989 年提出了一种图像分割模型, 即 Mumford-Shah 水平集模型^[3], 其思想是通过分片光滑函数的最佳逼近解决边缘检测问题, Chan 和 Vese 在 Mumford-Shah 模型的基础上提出了简化的 CV 水平集模型^[11], 该模型由于结合了全局优化这个特点,

对于边界比较模糊的目标也可以取得较好的分割结果,并且初始轮廓线可以位于图像中的任意位置处。但该模型划分目标区域的依据是灰度相似性,因此上述模型存在以下几个方面的缺陷:①难以分割被遮挡、数据缺失的目标,②对于目标灰度与背景相似的目标分割效果较差,③难以有效分割纹理图像。

为了解决以上问题,近年来国内外许多学者重点研究了把水平集和先验形状信息结合起来进行图像分割的问题^[5-10]。Tony Chan 等提出了结合先验形状知识对图像进行分割处理的可形变模型^[7],该模型建立在 CV 模型^[11]基础上,通过引入先验形状信息,能够分割出被遮挡、背景与目标灰度相似或数据缺失的目标。但该模型中的先验形状项只具有旋转、缩放和平移不变特性,对于发生剪切或在 X、Y 方向有不同拉伸系数的目标,上述模型的分割效果较差。

本文在模型^[7]基础上引入新的能量约束项,以保证对在 X、Y 方向有不同拉伸以及剪切的目标仍然具有自适应性。为了验证改进算法的效果,本文对星空背景以及地球背景下的空间卫星进行了分割测试,实验表明本算法对于复杂背景下的空间目标提取有很好的效果。

2 传统 CV 变分水平集分割模型

基于变分水平集的图像分割方法可以在构建的能量函数中自然地融入附加约束信息,如基于图像区域^[11]、边界^[12]及目标先验形状知识等信息,因而其对应的图像分割效果鲁棒性更强。

2.1 CV 模型

CV 模型是一种简化的 Mumford-Shah 能量函数,其数学描述为:设活动轮廓线 C 将定义在图像域 Ω 上的图像 f 划分为两个部分,即 $in(C)$ 和 $out(C)$, c_1 和 c_2 分别是曲线 C 内、外部区域的图像灰度平均值,定义能量函数:

$$E(C, c_1, c_2) = \mu \text{Length}(C) + \nu \cdot S_0(C) + \lambda_1 \int_{in(c)} (f - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{out(c)} (f - c_2)^2 dx dy \quad (1)$$

其中, $\text{Length}(C)$ 为边界曲线 C 的长度, $S_0(C)$ 为曲线 C 的内部区域的面积。 $\mu, \nu, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 是权重系数,前两项称为“光滑项”,后两项称为“拟合项”。最终的分割轮廓线 C 的位置及未知常量 c_1 和 c_2 通过最优化上述能量函数得到。

为建立变分水平集模型,Chan 和 Vese 引入 Heaviside 函数 $H(z)$ 及狄拉克函数 $\delta(z) = \frac{dH(z)}{dz}$,式(1)的能量函数用 ϕ 可表示为:

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

上述 CV 模型中取 $\nu = 0$,其中 ϕ 是与平面曲线 C 相对应的水平集函数, Ω 为图像定义域,利用变分法对式(2)极小化,可得如下的 Euler-Lagrange 方程:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} f(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi) dx dy} \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} f(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy} \quad (3)$$

将 ϕ 表示成梯度下降流的形式为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (f - c_1)^2 + \lambda_2 (f - c_2)^2 \right] \quad (4)$$

2.2 引入单一先验形状约束的方法

在分割受到诸如背景杂波、光照条件的变化、遮挡、阴影等因素的图像时, CV 变分水平集分割方法很难达到理想的收敛结果。为了解决上述问题,文献^[7]对水平集方法中的能量函数进行了改造,在 CV 模型基础上引入先验的形状知识构建了如下能量函数模型:

$$E(c_1, c_2, \phi, \psi) = E_{CV}(c_1, c_2, \phi) + \lambda E_{shape}(\phi, \psi) \quad (5)$$

$$E_{shape}(\phi, \psi) = \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\psi))^2 dx dy \quad (6)$$

$$\psi(x, y) = r \cdot \psi_0 \left(\frac{(x - a) \cos \theta + (y - b) \sin \theta}{r}, \frac{-(x - a) \sin \theta + (y - b) \cos \theta}{r} \right) \quad (7)$$

式(6)为形状能量函数模型,给出了一种伪距离度量形状相似的方法。其中 ψ 为先验形状的水平集函数 ψ_0 经式(7)的仿射变换得到,用于对式(5)的能量泛函进行约束的符号距离函数,式(7)中,仿射变换用四元关系 (a, b, r, θ) 表示, (a, b) 为形状中心, r 为缩放参数, θ 为旋转角度。给定任意一个形状及其对应的符号距离函数,可以通过上述的四元关系得到与其相关的另外一个形状的符号距离函数。

3 改进的先验形状 CV 模型

3.1 一种新的能量项构造方法

式(6)给出的形状相似性度量具有对称、无偏的优点,但是它构建的先验形状模型只具有旋转、X、Y 方向等比例缩放和平移不变性,没有考虑到先验形状 X、Y 方向非等比例拉伸及剪切的约束要求。当被分割的目标轮廓相对先验形状发生剪切或在 X、Y 方向有不同拉伸系数时,上述能量泛函模型对应的分割结果将会发生很大的偏差。针对该缺陷,设仿射参数向量 $\mathbf{X}_T = (S_x, S_y,$

$\theta, shx, shy, T_x, T_y$), 本文在先验形状模型中引进局部剪切及局部缩放不变性, 对式(7)进行了如下改进:

$$\psi(x, y) := \psi_0(h_{x_T}(x, y)) \quad (8)$$

其中, $h_{x_T}(x, y)^T = R_{sc} R_\theta R_{sh}(\tilde{x}, \tilde{y})^T + T$, $R_{sc} = \begin{pmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{pmatrix}$,

$$\psi \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} := \psi_0 \begin{pmatrix} S_x((x-x_g)(\cos\theta + shy \cdot \sin\theta) + (y-y_g)(shx \cdot \cos\theta + \sin\theta)) + T_x \\ S_y((x-x_g)(shy \cdot \cos\theta - \sin\theta) + (y-y_g)(\cos\theta - shx \cdot \sin\theta)) + T_y \end{pmatrix} \quad (9)$$

相对于式(7), 拓展后的仿射变换式(9)在式(7)基础上引入了局部缩放和局部剪切特性并进行了复合展开, 具体包括缩放变换 R_{sc} 、旋转变换 R_θ 、平移变换 T 、剪切变换 R_{sh} , 其中 S_x, S_y 为像素点在 X、Y 方向的缩放系数, θ 为沿顺时针方向旋转的角度, T_x, T_y 为新坐标相对于原坐标在 X、Y 方向的像素点平移个数, shx, shy 分别为像素点在 X、Y 方向的剪切系数, (x_g, y_g) 为当前先验形状模型中心位置点坐标。各仿射子变换如图 1 所示, 其中图(a)为原图, 图(b)、(c)、(d)、(e)依次为图(a)对应的缩放变换、平移变换、旋转变换、剪切变换效果图。

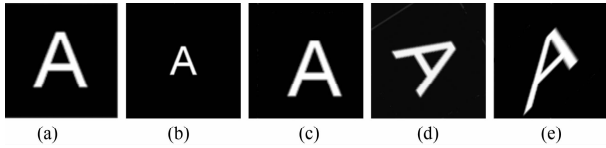


图 1 仿射变换
Fig. 1 Affine transformation of image

在确定先验形状对应的符号距离函数 ψ_0 以及先验形状仿射变换关系式(9)后, 就可以构建先验形状水平集能量项 $E_{shape}(\phi, \psi)$ 来约束水平集中曲线的演化, 构建方法为: 首先根据式(9), 由先验形状水平集函数 ψ_0 求得水平集函数 ψ , 接着将水平集函数 ψ 带入式(6)构建先验形状水平集能量约束项 $E_{shape}(\phi, \psi)$, 最后将 $E_{shape}(\phi, \psi)$ 带入式(5)对当前活动轮廓线的演化进行约束。水平集函数 ϕ 的求解、仿射变换参数向量 X_T 的确定是通过最小化能量泛函 $E(c_1, c_2, \phi, \psi)$ 来实现的。

3.2 演化模型与数值计算格式

在使用变分水平集方法对图像进行分割时, 一般使用变分法对式(5)的能量泛函进行最小化。与 Chan 和 Vese 提出的简化 Mumford-Shah 方法思路相同, 可以在计算中将式(1)中的长度项省略, 因而式(5)可重写为如下形式:

$$\begin{aligned} & E(c_1, c_2, \phi, \psi) \\ &= E_{CV}(c_1, c_2, \phi) + \lambda E_{shape}(\phi, \psi) \\ &= \int_{\Omega} (f - c_1)^2 H(\phi) dx dy + \int_{\Omega} (f - c_2)^2 (1 - H(\phi)) dx dy \\ & \quad + \lambda \cdot \int_{\Omega} (H(\phi) - H(\psi))^2 dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

令 $\hat{\phi} = H(\phi) - H(\psi)$, 对上述泛函公式采用变分法求 ϕ ,

$$R_\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}, R_{sh} = \begin{pmatrix} 1 & shx \\ shy & 1 \end{pmatrix}, T = \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x - x_g \\ y - y_g \end{pmatrix}。展开式(8), 可得:$$

c_1, c_2, X_T 对应的梯度下降流方程(其中 $X_T = (S_x, S_y, \theta, shx, shy, T_x, T_y)$), 可得 c_1, c_2 仍然与式(3)的形式相同, 而对于先验形状水平集函数 ψ , 其仿射参数向量 X_T 对应的最速梯度下降方向可由下式得到:

$$\begin{cases} d_t X_T(t) = -2 \int_{\Omega} \langle \nabla \psi, \nabla_{x_T} h_{x_T} \rangle \cdot \hat{\phi} \cdot \delta(\psi) dx dy \\ X_T(t=0) = X_{T_0} \end{cases} \quad (11)$$

$$\nabla_{x_T} h_{x_T}(\vec{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial h_{x_T}}{\partial S_x}(\vec{x}) = (\partial_{S_x} R_{sc}) R_\theta R_{sh} \vec{x} \\ \frac{\partial h_{x_T}}{\partial S_y}(\vec{x}) = (\partial_{S_y} R_{sc}) R_\theta R_{sh} \vec{x} \\ \frac{\partial h_{x_T}}{\partial \theta}(\vec{x}) = R_{sc} (\partial_\theta R_\theta) R_{sh} \vec{x} \\ \frac{\partial h_{x_T}}{\partial Shx}(\vec{x}) = R_{sc} R_\theta (\partial_{Shx} R_{sh}) \vec{x} \\ \frac{\partial h_{x_T}}{\partial Shy}(\vec{x}) = R_{sc} R_\theta (\partial_{Shy} R_{sh}) \vec{x} \\ \frac{\partial h_{x_T}}{\partial T}(\vec{x}) = 1 \end{pmatrix}, \vec{x} = (\tilde{x}, \tilde{y})^T \quad (12)$$

式(11)中, $\nabla \psi$ 为水平集函数 ψ 在点 (x, y) 处的梯度, 即 $\nabla \psi = (\psi_x, \psi_y)$, 符号 $\langle a, b \rangle$ 表示向量 a 与 b 的内积, 将式(11)展开可得各仿射变换参数对应的梯度下降流公式如下:

$$\frac{\partial S_x}{\partial t} = \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot \psi_x \cdot (\tilde{x} \cdot (\cos\theta + shy \cdot \sin\theta) + \tilde{y} \cdot (\cos\theta \cdot shx + \sin\theta)) dx dy \quad (13)$$

$$\frac{\partial S_y}{\partial t} = \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot \psi_y \cdot (\tilde{x} \cdot (-\sin\theta + \cos\theta \cdot shy) + \tilde{y} \cdot (-\sin\theta \cdot shx + \cos\theta)) dx dy \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \theta}{\partial t} = & - \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot (\psi_x \cdot (\tilde{x} \cdot (S_x \cdot \sin\theta - S_x \cdot shy \cdot \cos\theta) + \tilde{y} \cdot (S_x \cdot shx \cdot \sin\theta - S_x \cdot \cos\theta)) \\ & \psi_y \cdot (\tilde{x} \cdot (S_y \cdot \cos\theta + S_y \cdot shy \cdot \sin\theta) + \tilde{y} \cdot (S_y \cdot shx \cdot \cos\theta + S_y \cdot \sin\theta))) dx dy \end{aligned} \quad (15)$$

$$\frac{\partial shx}{\partial t} = \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot (\psi_x \cdot \bar{y} \cdot S_x \cdot \cos\theta - \psi_y \cdot \bar{y} \cdot S_y \cdot \sin\theta) dx dy \quad (16)$$

$$\frac{\partial shy}{\partial t} = \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot (\psi_x \cdot \bar{x} \cdot S_x \cdot \sin\theta + \psi_y \cdot \bar{x} \cdot S_y \cdot \cos\theta) dx dy \quad (17)$$

$$\frac{\partial T_x}{\partial t} = \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot \psi_x dx dy \quad (18)$$

$$\frac{\partial T_y}{\partial t} = \int_{\Omega} (H(\psi) - H(\phi)) \cdot 2\delta(\psi) \cdot \psi_y dx dy \quad (19)$$

对于水平集函数 ϕ , 其对应的梯度下降流方程表示如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \cdot ((f - c_1)^2 - (f - c_2)^2 + 2\lambda(H(\psi) - H(\phi))) \quad (20)$$

数值计算采用正则化函数 $H_\varepsilon(z) = \frac{1}{2} [1 + \frac{2}{\pi} \arctan(\frac{z}{\varepsilon})]$, $\delta_\varepsilon(z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2}$ 代替 $H(z)$ 和 $\delta(z)$, 使得下降

流方程(20)能够作用在所有的水平集上, 从而能够对图像区域的所有目标进行自动检测, 并且可以使能量函数达到全局极小值。水平集函数 ϕ 采用隐式迭代方法数值化, 相对于显示迭代方法, 隐式迭代的数值较稳定, 因而可选用较大的时间步长 Δt 以加快迭代收敛的速度。但是 Δt 也不能取值过大, 否则演化的曲线边缘可能会定位不准确, 甚至会对图像分割的最终效果产生影响。因此, 需要根据待分割图像的实际情况权衡选择时间步长和边界定位的精确性。

整个算法流程为:

1) 利用先验形状样本构建符号距离函数 ψ_0 , 设定迭代步长 Δt 以及迭代次数 N 。

2) 为 $S_x, S_y, \theta, shx, shy, T_x, T_y$ 等仿射参数设定初始值, 通常设定的缺省值为 $(1, 1, 0, 0, 0, 0, 0)$, 为了能够实现先验形状对分割目标的快速约束, 也可以估测一组仿射参数使得先验形状对应的零水平集曲线在第一次迭代演化时就尽可能的接近待分割的目标。

3) 根据初始化的仿射参数, 利用式(9)对先验形状样本水平集函数 ψ_0 进行仿射变换, 并将生成的新水平集函数 ψ 带入式(20)中, 同时用水平集函数 ψ 更新 ψ_0 以参与下一次的迭代计算。

4) 利用式(20)对当前活动轮廓线对应的水平集函数 ϕ 进行迭代计算。

5) 利用式(13~19)对各仿射变换参数分别进行迭代计算, 并用迭代计算出的结果重新初始化仿射参数 $S_x, S_y, \theta, shx, shy, T_x, T_y$ 。

6) 重复步骤3)、4)、5), 当活动轮廓曲线停止演化或迭代超过设定的次数时, 终止。

4 实验结果

4.1 实验数据说明

实验图片为 STK (satellite tool kit) 仿真软件生成的 IKONOS 卫星序列图。STK 是美国 AGI (Analytical Graphics) 公司的卫星仿真工具包, 可对卫星的轨道、姿态进行计算, 并根据真实的星历信息计算各天体的位置和实际的光照; 还提供了很多天体表面纹理信息和航天器模型, 因而可以对空间视景进行模拟。目标与观测点的相对距离由远及近再变远, 在图像中表现为目标的尺度变化和姿态变换。从太空对目标进行跟踪时, 采集的序列图像由于拍摄的角度以及自身的姿态调整, 提取的图像目标轮廓线之间基本符合仿射变换关系。从序列图中选取标准姿态的目标图像构建先验形状模型, 同时选取地球和星空背景下的 5 幅典型卫星姿态图片 (见图 2) 用于检验改进模型性能。

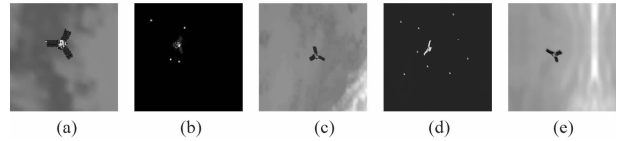


图2 基于 STK 的 IKONOS 卫星仿真图

Fig. 2 Figures of IKONOS satellite emulated on STK platform

构建先验形状水平集步骤为: 首先对选中的先验形状样本 (图 3(a)) 采用数学形态算子进行背景抑制; 其次用 Sobel 算子提取目标边缘, 得到相应的目标轮廓线 (见图 3(c)); 然后利用生成的二值轮廓线构建先验形状对应的符号距离函数。

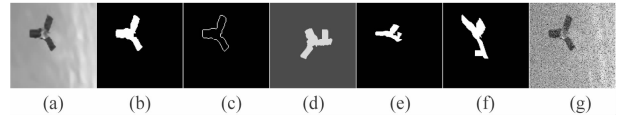


图3 先验形状样本及人工合成样本

Fig. 3 Samples of prior shape and man-made samples

在图 2 的基础上, 对先验形状样本叠加目标的遮挡部分和噪声, 构成人工合成图像, 以便对所提目标分割算法进行针对性分析。图 3(d)、3(e)、3(f)、3(g) 是图 3(b) 依次经过旋转平移、Y 方向压缩、Y 方向剪切并添加遮挡物生成的人工合成图像, 图 3(g) 是图 3(a) 叠加高斯噪声 (均值为 0, 方差为 0.1) 的人造图像。所有测试的图片大小均为 $256 * 256$, 图 2 序列中的目标卫星轮廓相对于先验形状样本均有不同程度的平移、缩放、拉伸以及剪切。

4.2 实验结果及分析

为验证所提出改进模型的目标分割效果, 将本文改进模型与 CV 模型^[11]、Chan 模型^[7] 进行比较测试。实验环境为: Intel Core Dual CPU, 2.66GHz, 2G DDR

RAM, Windows XP, MATLAB 7.0, 在曲线以较快速度演化时, 为了保证演化曲线边界定位的精确性, 实验中所有模型下的时间迭代步长均设为 $\Delta t = 0.1$; 为了保证最终分割出的目标轮廓为稳定收敛结果, 将迭代次数的初始值设为 3000。式 (10) 中先验形状能量权重系数 λ 为手工设定, λ 的数值大小一般是基于对某一类背景下目标的大量测试而得出的权衡值, 初始先验形状项 ψ_0 为图 3(c) 对应的符号距离函数。

实验一：人工合成图像的目标分割

实验一是对图 3(d)、3(e)、3(f)、3(g) 进行目标分割, 对于 Chan 模型和改进模型, 实验中取 $\lambda = 0.5$, 仿射变换参数初始值设定为 (1, 1, 0, 0, 0, 0)。下列图 4、5、6、7 中的 (a) 为初始轮廓线, 图 (b)、(c)、(d) 依次为 CV 模型、Chan 模型、改进模型的最最终稳定收敛分割结果。

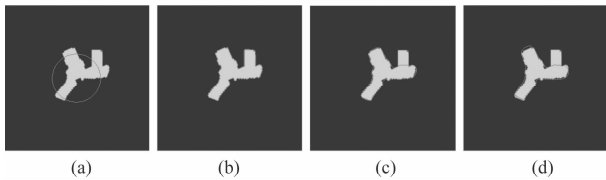


图 4 图 3(d) 目标分割图

Fig. 4 Corresponding segmentations of figure 3(d)

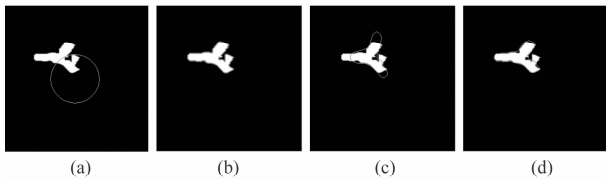


图 5 图 3(e) 目标分割图

Fig. 5 Corresponding segmentations of figure 3(e)

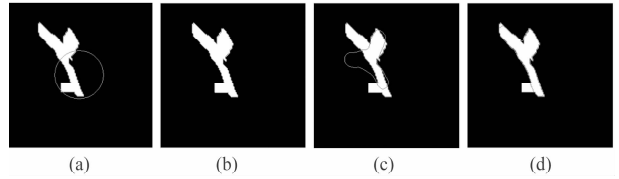


图 6 图 3(f) 目标分割图

Fig. 6 Corresponding segmentations of figure 3(f)

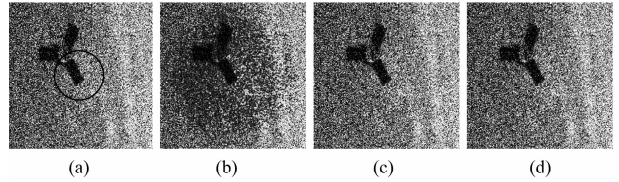


图 7 图 3(g) 目标分割图

Fig. 7 Corresponding segmentations of figure 3(g)

由图 4、图 7 可知, 当被分割的目标发生遮挡或在背景中存在干扰噪声时, 传统的 CV 模型会将目标连同遮挡物或噪声一起分割出来, 而引入先验形状约束的 Chan 模型、改进模型很好的克服了遮挡物和噪声对目标分割所带来的影响, 这是由于 Chan 模型、改进模型受到式 (2) 中 CV 能量函数项以及先验能量函数项的共同作用, 活动轮廓线在演化的过程中会同时恢复变换后的先验形状, 以吻合图中的目标。

由图 5(c)(d)、图 6(c)(d) 分割结果可以得出, 当被分割的目标相对先验形状发生剪切或在 X、Y 方向上有不同拉伸系数时, 本文改进模型由于拓展了先验形状自适应变换方式, 曲线在演化的过程中可以恢复相对先验形状具有更复杂变换的图中目标 (图 5(d)、6(d)), 相比于 Chan 模型对应的分割结果 (图 5(c)、6(c)), 本文改进模型鲁棒性更好。

表 1 迭代次数和迭代时间

Tab. 1 Iteration and Cost time

图形 \ 模型	图 3(d)	图 3(e)	图 3(f)	图 3(g)
CV 模型	50 次/4.75s	50 次/4.625s	75 次/6.965s	800 次/74.965s
Chan 模型	230 次/91.315s	300 次/104.723s	270 次/88.296s	290 次/120.356s
本文改进模型	220 次/101.148s	350 次/160.364s	310 次/150.044s	280 次/141.964s

与上述各模型分割结果相关的性能参数如表 1 统计所示, 统计参数分别为迭代次数、迭代时间。由表 1 统计参数可知: 对同一副图片, CV 模型、Chan 模型、改进模型单次迭代所需的时间依次增长。在单次迭代时, CV 模型只对演化的水平集函数 ϕ 进行迭代运算, 而 Chan 模型和改进模型还需要对所有仿射参数迭代方程以及先验形状仿射变换进行运算, 因而 Chan 模型和改进模型单次迭代时间要比 CV 模型长。本文改进模型在 Chan 模型基础上引入了局部缩放 S_x 、 S_y 和局

部剪切 sh_x 、 sh_y 约束项, 仿射参数迭代方程个数更多, 因而改进模型的单次迭代时间要比 Chan 模型长。由于分割结果是否稳定收敛通常由主观进行判断, 因而存在主观因素引入的误差, 可以近似认为图 3(d)、3(g) 在 Chan 模型和改进模型下的稳定收敛所需的迭代次数相同。

实验二：STK 仿真图像的目标分割

实验二是对 STK 仿真序列图片 (见图 2) 进行的目标分割, 是在空间场景下对三种水平集分割模型的进

一步性能检测。实验图片是根据卫星所在的实际轨道位置、姿态、所受光照以及经常所受的噪声、杂波以及阴影等噪声污染仿真出的序列图,因而可以近似作为实际空间图像的效果图。对于 Chan 模型和改进模型,实验中取 $\lambda = 0.3$, 仿射变换参数初始值设定为 $(1, 1, 0, 0, 0, 0)$ 。图 8、图 9、图 10、图 11 依次为序列图 2 对应的初始轮廓线叠加图、CV 模型下的分割图、Chan 模型下的分割图、改进模型的分割图,三种模型的分割图都是达到稳定收敛后的分割结果。

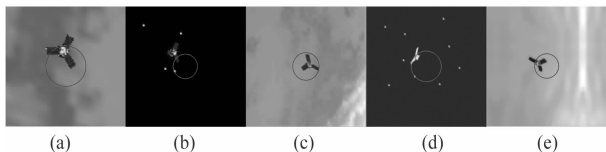


图 8 初始轮廓线

Fig. 8 Initial active contours

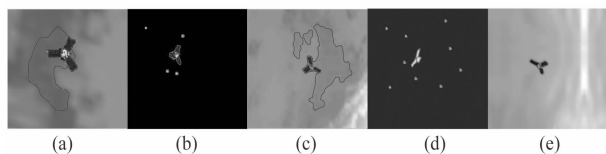


图 9 CV 模型分割图

Fig. 9 Segmentations from CV model



图 10 Chan 模型分割图

Fig. 10 Segmentations from Chan model



图 11 改进模型分割图

Fig. 11 Segmentations from improved variational level set model

图 9(e)是在 CV 模型下对图 2(e)的分割结果,可知:在目标或背景区域具有较好的同质性,且受到阴影、光照、杂波、遮挡等因数影响较小时,传统的 CV 方法可以获得比较满意的分割结果。当目标背景较为复杂时,传统的 CV 方法分割的效果较差,如图 9(a)、9(b)、9(c)、9(d)所示。

图 10 为 Chan 模型对图 2 序列图的分割结果,可知:当被分割目标相对先验形状的剪切系数很小并且在 X、Y 方向的拉伸系数相差也很小时,Chan 模型可以分割出比较满意的结果(见图 10(a)、10(b)、10(c));当剪切系数较大、拉伸系数相差较大时,Chan 模型的分割效果则比较差(见图 10(d)、10(e))。图 10

(a) ~ 10(e) 稳定收敛所需迭代次数依次为 350 次、400 次、280 次、400 次、300 次。

图 11 为本文改进模型对序列图 2 的分割结果。相对于传统 CV 模型和 Chan 模型,改进模型可以显著地提高对复杂背景下的不同姿态卫星的分割效果(图 11(d)、图 11(e))。图 11(a) ~ 11(e)所需迭代次数依次为 350 次、400 次、250 次、480 次、300 次。对比 Chan 模型,改进模型达到稳定收敛分割所需的次数,可以看出两者的迭代次数大致相当。三种模型下单次迭代所需的计算时间以及统计规律与实验 1 相似。实验二的测试,再次验证了本文改进模型在处理复杂背景下的目标时具有更好的性能。

5 结束语

对空间目标进行跟踪时,由于观测平台与目标的相对距离以及角度的不断变化,获取的目标图像序列之间经常表现为复杂的仿射变换。本文提出的基于先验形状约束的变分水平集模型,在 Chan 模型的基础上,加入剪切及 X、Y 方向拉伸不变两种特性,拓展了先验形状对目标的自适应性。该模型不仅可以较好地克服图像中出现的遮挡、阴影、噪声、杂波等干扰的影响,对于复杂背景下姿态变换更复杂的目标也有更好的分割效果。相比与 Chan 模型,本文改进模型还可以更好的应用于从遥感影像中对地面建筑物进行检测。由于角度、光照等拍摄因素影响,航空遥感影像中的建筑朝向及位置往往是不确定的,Chan 模型对建筑轮廓的检测范围存在局限性,本文的改进模型由于更好的鲁棒性,因而其应用的范围更广。

进一步工作为:1) 现有的模型只能分割一个目标,可以考虑在此基础上通过引入标记函数以同时分割多个目标;2) 现有的模型是在整个图像区域内计算,因而计算量较大,可以考虑引入窄带方法,提高分割速度;3) 在对目标进行提取跟踪时,由于星空与地球背景差异较大,且地球背景下的云层变化复杂,单一的能量模型往往会给出错误的分割结果,使用本文所改进的形状约束水平集方法可望较好地解决这一问题。

参考文献

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computational Physics, 1987, 1(4): 321-331.
- [2] Xu C, Pham D L, Prince J L. Image segmentation using deformable models[M]. SPIE handbooks on Medical imaging volume 3: Medical image analysis, California, May, 2000:129-174.
- [3] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communication on Pure and Applied Mathematics, 1989,

- 42(5): 577- 685.
- [4] Chan T, Vese L A. A level set algorithm for minimizing the Mumford-Shah functional in image processing [C]. Proceedings of IEEE Workshop in Variational and Level Set Methods, Vancouver, Canada, 2001: 161-168.
- [5] Schmidt F R, Cremers D. A Closed-Form Solution for Image Sequence Segmentation with Dynamical Shape Priors [J], DAGM Symposium on Pattern Recognition, 2009, 5748(2009): 31-40.
- [6] Wang H, Zhang H. Adaptive Shape Prior in Graph Cut Segmentation [C], IEEE International Conference on Image processing (ICIP), Hong Kong, 2010: 3029-3032.
- [7] Chan T and Zhu W. Level set based shape prior segmentation [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Diego, 2005:1164-1170.
- [8] Teboul O, Simon L et al. Segmentation of Building Facades Using Procedural Shape Priors [C], IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Diego, 2010: 3105-3112.
- [9] 田昊,杨剑等. 基于先验形状约束水平集模型的建筑物提取方法[J],自动化学报, 2010, 36(11): 1502-1511.
TIAN Hao, YANG Jian et al. Towards Automatic Building Extraction: Variational Level Set Model Using Prior Shape Knowledge [J], ACTA AUTOMATICA SINICA, 2010, 36(11): 1502-1511. (in Chinese)
- [10] 赵璐,于惠敏. 基于先验形状信息和水平集方法的车辆检测[J],浙江大学学报(工学版), 2010, 44(1): 125-130.
ZHAO Lu, YU Hui-min. Vehicle Detection Based on Shape Priors and level Set [J], Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, 44(1): 125-130. (in Chinese)

- [11] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [12] Li C, Xu C, Gui C et al. Level Set Evolution without Re-initialization: A new variational Formulation [C]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Diego, 2005:430-436.

作者简介



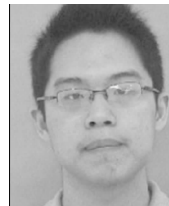
韩 洲(1985-),男,上海交通大学硕士生,研究方向为嵌入式系统开发、图像处理。E-mail:hanzhou03@126.com



李元祥(1968-),男,上海交通大学副教授,硕士生导师,研究方向为目标跟踪与识别、遥感信息处理、文字识别。E-mail:yuanxli@sjtu.edu.cn



周则明(1966-),男,解放军理工大学副教授,硕士生导师,主要研究方向为医学图像识别、分析、理解和三维运动的重建。E-mail:zeming_zhou@yahoo.com.cn



沈 霁(1987-),男,上海交通大学硕士生,研究方向图像处理、导航与控制。E-mail:js6652327@163.com