

# 基于 Level Set 的海岸线检测

林政宗<sup>1</sup>, 吕 科<sup>1</sup>, 杨 磊<sup>2</sup>, 徐 文<sup>1</sup>, 翟 锐<sup>1</sup>

(1. 中国科学院大学, 北京 100049; 2. 国家卫星气象中心, 北京 100081)

**摘 要:** 采用海岸线做为地标进行静止卫星导航是一种重要的遥感图像自动导航方法, 此方法在静止卫星遥感图像中选取特定区域, 检测其中的海陆分界线, 与全球海岸线标准模板库的相应区域进行匹配, 依据计算获得的偏移量调整卫星姿态. 根据静止卫星图像自动导航过程的特点, 本文提出了一种适用于红外通道的基于水平集算法的海陆分界线检测方法, 本方法依据地标模板库进行初始化, 采用一种可扩展区域能量泛函推动曲线进行演化, 直至收敛. 实验结果表明, 本方法具有迭代次数少, 稳定性好, 精度高的特点.

**关键词:** 边缘检测; 水平集; 图像处理

**中图分类号:** TN911.23

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2014)02-0391-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.027

## A Method For Coastline Detection Based on Level Set

LIN Zheng-zong<sup>1</sup>, LÜ Ke<sup>1</sup>, YANG Lei<sup>2</sup>, XU Wen<sup>1</sup>, ZHAI Rui<sup>1</sup>

(1. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 2. National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China)

**Abstract:** Choosing coastline as landmark is an important automatic image-based method for satellite navigation. The method selects a specific area in the remote sensing image, detects the coastline in it, and matches it with the corresponding region of the standard global coastline template library. The calculated offset determines how to adjust the posture of the satellite. Considering the characteristics of the automatic image navigation process, we propose a method to detect land and sea boundary in infrared channel of remote sensing images. The method, which is based on level set, is initialized by the standard template library and is equipped with region-scalable fitting energy model. The experimental results indicate that our algorithm has advantages in efficiency, stability and accuracy.

**Key words:** edge detection; level set; image processing

## 1 引言

随着遥感卫星数据量增加, 遥感卫星数据的预处理越来越耗费时间. 遥感卫星预处理第一步是图像导航. 通过图像导航, 研究人员可以获得每一个遥感卫星图像像素所对应的地理经纬度. 图像导航自动化能够大大提高遥感卫星数据的处理效率<sup>[1]</sup>.

地标导航指采用明显地标物引导航空器进行作业飞行, 本文中地标物采用特定的海岸线. 遥感图像自动导航的流程如下: 首先在轨卫星使用多个通道对地球进行拍照, 识别图像中的海岸线; 然后在海岸线标准模板库中, 将视点取在卫星应处的正确位置, 生成相对于正确位置的海岸线分布图像; 最后将卫星实际拍到的海岸线分布图像与标准分布图像进行匹配, 计算相应的偏移量, 根据此偏移量对卫星的姿态进行反馈调整.

目前为止, 边缘检测技术已经有了很大发展. 经典边缘检测方法简单有效, 主要采用局部算子, 其中最基本的一类是微分算子, 如 Robert 算子、Prewitt 算子、Sobel

算子、Laplace 算子、Marr 算子和 Canny 算子等. 在这些微分算子中, 带有可调参数的 Canny 算子几乎总是能够获得最好的效果. 基于传统边缘检测算法的改进算法一直是边缘检测算法研究中的热点方向.

Wenshuo Gao 等人<sup>[2]</sup>提出了一种改进的基于 sobel 算子的检测算法, 此算法首先使用小波对图像进行去噪处理, 然后使用 sobel 算子进行检测, 具有较好的效果. Yuankai Huo 等人<sup>[3]</sup>提出了一种改进的基于 canny 算子的检测算法, 此算法依据概率模型自适应的确定 canny 算子的阈值. 基于小波变换和形态学的图像边缘检测算法也是边缘检测方面的研究热点. 小波变换具有良好的时频局部化特性、方向选择性以及多尺度分析能力, 是检测突变信号的有力工具. 李哲涛等人<sup>[4]</sup>提出基于全向小波边缘检测算法, 李牧等人<sup>[5]</sup>提出基于基于类内方差最小化及模糊控制算法的小波边缘检测方法, 均具有良好的检测效果.

除前述方法外, 基于偏微分方程 (PDE) 的方法也随之出现. 相对于其他方法, 偏微分方程方法具有更强的

局域自适应性和高度的灵活性<sup>[6]</sup>. PDE 本身是建立在连续图像模型之上的, 它使得图像某像素的值在当前时间的变化仅仅依赖于该像素点的一个近于无穷小的邻域, 从这个意义上来看, PDE 方法具有近于无穷的局域自适应能力; 如果成功建立了一个基本模型, 对其作某些修改或扩充, 就可以得到性能更完善或应用面更广的处理方法, 而这种修改和扩充简单易行.

1988 年, Osher 和 Sethian 在论文<sup>[7]</sup>中创造性地提出了水平集(Level set)方法. 水平集方法以一种紧凑的方式表达了几何活动轮廓线的演化, 并提供了稳定的数值算法. 1993 年, Chop<sup>[8]</sup>提出了窄带法, 用于减少水平集方法的计算量, 加快轮廓线的演化速度. 同年, Caelles 等人<sup>[9]</sup>提出了几何活动轮廓模型, 使轮廓线演化到目标边缘时, 能够自动停在目标边缘. 随后, Yezzi 等人<sup>[10]</sup>, Siddiqi 等人<sup>[11,12]</sup>对几何活动轮廓模型的控制方程进行了改进, 使其更具鲁棒性, 而且能够更快的收敛到目标边缘处. 1996 年, Sethian<sup>[13]</sup>提出了快速行进法, 用于水平集方法中符号距离函数的快速生成. 其后, Tsai<sup>[14]</sup>提出了源点扫描法, 使生成的符号距离函数更加准确. 2001 年, Chan 和 Vese<sup>[15]</sup>提出了一种基于简化 Mumford-Shah 模型的水平集方法(简称 C-V 模型). 该方法利用图像全局信息建立的能量函数来控制曲线运动, 使曲线演化不再只依赖于图像的局部信息, 在模糊边缘检测方面获得了非常好的检测效果. 2002 年, Vese 等人<sup>[16]</sup>将 C-V 模型扩展为多相位的 C-V 模型, 使其能够检测更为复杂的图像. 2005 年, Gao 等人<sup>[17]</sup>提出了多相位阶次 C-V 模型, 使检测的结果不再依赖于初始轮廓线和模型参数的选择. Chunming Li 等人<sup>[18]</sup>提出了一种基于边界能量的模型并且可以避免重新初始化的方法. 2006 年, Lie 等人<sup>[19]</sup>提出了二值 Mumford-Shah 模型, 用不连续的二值函数代替符号距离函数. 2008 年 Chunming Li 等人<sup>[20]</sup>提出了基于可扩展区域的能量模型和相应数值方法, 权衡全局信息与局部信息, 进一步提高了算法的鲁棒性与准确性.

## 2 水平集理论基础

水平集方法的基本思想是将闭合曲线隐式的表达为三维连续曲面中具有相同的函数值的同值曲线, 将三维连续曲面表示为水平集函数; 按照将其中具有相同的函数值的同值曲线取为零的方法得到零水平集曲线; 运用轮廓曲线的几何规律, 建立符合轮廓曲线运动的能量函数, 并对该能量函数进行最小化处理, 使得轮廓曲线逐渐向图像中目标边界收拢; 按照水平集函数思想将轮廓曲线的演化问题转化为多维空间中水平集曲面演化的隐式方程来求解<sup>[21,22]</sup>.

一条平面封闭曲线可以采用隐式表达方式, 即将

它定义为一个二维函数  $u(x, y)$  的水平集

$$C = \{(x, y), u(x, y) = c\} \quad (1)$$

这样, 如果  $C$  有某种变化, 则可以将它归结为是由函数  $u(x, y)$  发生了某种相应的变化所引起的. 具体来说, 随时间变化的封闭曲线, 可表达为随时间变化的二维函数  $u(x, y, t)$ , 即

$$C(t) := \{(x, y), u(x, y, t) = c\} \quad (2)$$

那么, 当曲线  $C(t)$  进行演化时, 嵌入函数  $u(x, y, t)$  同时演化, 对上式中的函数  $u$  求全导数, 由复合函数求导的链式规则可得:

$$\frac{du}{dt} = \frac{\partial u}{\partial t} + \nabla u \cdot \frac{\partial(x, y)}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

$$\frac{\partial(x, y)}{\partial t} = \frac{\partial C}{\partial t} = \mathbf{V}, \text{ 得}$$

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\nabla u \cdot \mathbf{V} = -|\nabla u| \frac{\nabla u \cdot \mathbf{V}}{|\nabla u|} = |\nabla u| \mathbf{N} \cdot \mathbf{V} = \beta |\nabla u| \quad (4)$$

上式中,  $\beta = \mathbf{V} \cdot \mathbf{N}$  是运动速度的法向分量. 上式(4)即曲线演化水平集方法基本方程式. 在上述推导中采用  $\mathbf{N} = -\frac{\nabla u}{|\nabla u|}$ , 这意味着:  $u(x, y) > c$ ,  $(x, y)$  在封闭曲线  $C$  外部;  $u(x, y) < c$ ,  $(x, y)$  在封闭曲线  $C$  内部;  $u(x, y) = c$ ,  $(x, y)$  在封闭曲线  $C$  上.

对于封闭曲线  $C$  在给定的初值  $C_0$  条件下的演化等价于嵌入函数  $u(x, y)$  在给定初值条件下按式(4)的演化. 也就是说, 只要在任何时刻  $t$  取出  $u(x, y, t) = 0$  的水平集就可以确定当前的曲线  $C(t)$ .

对 PDE 式(4)进行数值计算, 首先要选用一个适当形式的嵌入函数  $u(x, y)$ , 还要使它的初值  $u_0(x, y)$  的零水平集对应于给定的初始曲线  $C_0$ . 函数  $u(x, y)$  的选择不是唯一的, 最常用的是令  $u(x, y)$  表示平面上  $(x, y)$  到曲线  $C$  的带符号的距离, 即  $|u(x, y)| = d[(x, y), C]$ . 当  $(x, y)$  在曲线  $C$  内部时  $u$  是负值; 当  $(x, y)$  在曲线  $C$  外部时  $u$  是正值;  $d[(x, y), C]$  表示点  $(x, y)$  与曲线  $C$  之间的 Euclidean 距离. 基于这一选择, 距离函数具有如下基本性质:  $|\nabla u| \equiv 1$

在演化过程中  $u$  无法始终保持为带符号的距离函数, 这将导致数值计算的迭代过程趋向不稳定. 所以, 有必要在迭代若干次后, 对  $u$  进行重新初始化, 使其恢复为对于当前零水平集  $C$  的带符号的距离函数. 重新初始化操作可通过求解下列 PDE 完成:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{sgn}(u^{(n)})(1 - |\nabla u|) \quad (5)$$

式中  $u^{(n)}$  表示当前时刻已更新的嵌入函数. 当式(5)达到稳态后, 解  $u$  显然满足  $|\nabla u| = 1$ .

水平集是描述曲线演化的有力工具, 在进行图像处理时, 曲线运动方程往往来自于最小化闭合曲线  $C$

的某一“能量”泛函.对此“能量”泛函进行最小化处理,使得轮廓曲线逐渐向图像中目标边界收拢.

### 3 基于先验知识的水平集

#### 3.1 基于模板进行初始化

传统水平集算法对初始化条件比较敏感,不同的初始化可能会导致不同的演化结果.我们根据遥感图像自动导航的处理过程,提出了依据标准海岸线模板对水平集进行初始化的方法,遥感图像及其对应模板如图 1 所示.

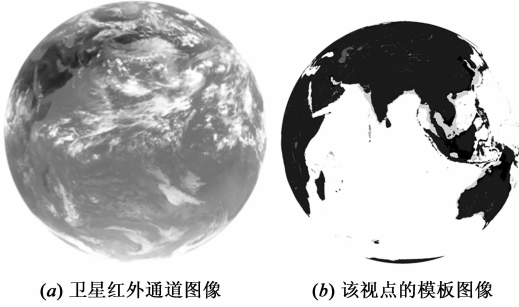


图1

在基于红外通道进行自动导航的过程中,首先在红外通道图像(2288 × 2288)中选择一个感兴趣的区域  $A$ ,识别其中的海岸线;然后在标准海岸线模板(2288 × 2288)中选择一个与其对应的区域  $B$ , $B$  相对于模板图像与  $A$  相对于红外图像,位置和大小完全相同;最后,将  $A$  中的海岸线信息与  $B$  中的海岸线信息进行匹配,计算出偏移,根据此偏移对卫星的姿态进行反馈调整.

在选取区域时,要注意以下两点:(1)应注意尽量排除不良因素的干扰,比如要尽量选取无云区域的海岸线;(2)选取的海岸线本身特征应尽量好,如选取海岸线要有拐角,连续,位置相对于地球中心不能太偏.

在对水平集算法进行初始化时,直接将初始化状态设置为  $B$  中的海岸线信息.这意味着水平集算法的开始轮廓和模板中的海岸线是一致的.而在实际的匹配过程中, $A$  与  $B$  在  $x$  和  $y$  方向的偏移均不会超过 7 个像素.可以看出,水平集算法的初始条件和最终结果位置相近,这样可以大大减少迭代次数,从而减少计算量.而初始条件与最终结果的接近也从一定程度上提高了算法的准确性和稳定性.

#### 3.2 能量模型

本文使用的是基于可扩展区域能量模型<sup>[20]</sup>,考虑一个给定的向量图像  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d, \Omega \subset \mathbb{R}^n$  是定义域,  $d \geq 1$  是  $I(x)$  的维度.设  $C$  是定义域  $\Omega$  中的一条闭合等高线,将  $\Omega$  分成外部的  $\Omega_1$  和内部的  $\Omega_2$ . 对于一个给定的点  $x \in \Omega$ ,定义如下的局部能量:

$$e_x(C, f_1(x), f_2(x))$$

$$= \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int_{\Omega_i} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 dy \quad (6)$$

其中  $K_\sigma(u) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} e^{-|u|^2/2\sigma^2}, \sigma > 0$ .  $\lambda_i$  是正的常数,  $f_i(x)$  是对区域  $\Omega_i$  内灰度的平均估计.

$e_x$  是带权重的平均方差,  $K_\sigma(x-y)$  是权重;由高斯核函数的性质可知,当  $y$  距  $x$  越来越远时,  $I(y)$  对  $e_x$  的影响也越来越小;只有在  $x$  的特定邻域内的  $y$  的灰度值对  $e_x$  起主要作用.在  $e_x$  中,粗略的说,当  $|x-y| > 3\sigma$ ,  $K_\sigma(x-y)$  几乎为 0. 只有  $\{y: |x-y| < 3\sigma\}$  中的  $y$  对  $e_x$  起主要作用.  $e_x$  是一个基于可扩展区域的能量模型.  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  对图像中以  $x$  为中心的区域进行估计,而此区域的范围可用参数  $\sigma$  进行控制.当  $\sigma$  变小时,  $e_x$  只包含以  $x$  为中心的较小区域的灰度值;当  $\sigma$  变大时,  $e_x$  包含以  $x$  为中心的较大区域的灰度值.事实上,  $e_x$  考虑的以  $x$  为中心的区域是任意大小的,可以小至一个很小的区域,也可以大至整个图像.

对于  $e_x$ ,给定一个中心点  $x$ ,当等高线  $C$  正好在目标边界且  $f_1$  和  $f_2$  可以最好的估计  $C$  两侧区域的灰度时,  $e_x$  的值最小.为了获得整个目标边界,必须找到一个等高线  $C$ ,使得对于整个图像区域的所有点  $x$ ,  $e_x$  最小,可以通过  $e_x$  的积分最小化来实现,定义域为整个图像范围,使  $\int e_x(C, f_1(x), f_2(x)) dx$  最小.此外通过削弱等高线  $C$  的长度来保证  $C$  比较光滑也是很有必要的.定义如下能量函数:

$$E(C, f_1(x), f_2(x)) = \int e_x(C, f_1(x), f_2(x)) dx + v |C| \quad (7)$$

此能量函数是为一个等高线  $C$  定义的.为了掌握等高线拓扑结构上的变化,将其转化为水平集方程.

令  $\varphi$  的值在  $C$  内为负,  $C$  外为正.设  $H$  为 Heaviside 方程,  $e_x(C, f_1(x), f_2(x))$  可被表示为式(15),其中  $M_1(\varphi) = H(\varphi), M_2(\varphi) = 1 - H(\varphi)$ . 能量  $E$  可表示为式(16),其中  $\int |\nabla H(\varphi(x))| dx$  也可表示为  $\int \delta(\varphi(x)) |\nabla \varphi(x)| dx$ . 在实际处理过程中,函数  $H$  通常使用一个较为平滑的方程来近似.定义  $H_\epsilon$  为:

$$H_\epsilon(x) = \frac{1}{2} [1 + \arctan(\frac{x}{\epsilon})] \quad (8)$$

对  $H_\epsilon$  求导:  $\delta_\epsilon(x) = H'_\epsilon(x) = \frac{1}{\pi \epsilon^2 + x^2}$  (9)

$E_\epsilon(C, f_1, f_2)$  可表示为式(17),其中  $M_1^\epsilon(\varphi) = H_\epsilon(\varphi), M_2^\epsilon(\varphi) = 1 - H_\epsilon(\varphi)$ . 为了保持水平集函数的规则性,为能量函数加上最后一项:

$$P(\varphi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \varphi(x)| - 1)^2 dx \quad (10)$$

最终的能量函数为:

$$F(\varphi, f_1, f_2) = E_\epsilon(\varphi, f_1, f_2) + \mu P(\varphi) \quad (11)$$

$\mu$  是正的常数. 可得到本文使用的能量模型.

然后使用标准梯度下降法最小化能量函数. 对于一个固定的水平集函数  $\varphi$ , 若使能量函数  $F(\varphi, f_1, f_2)$  最小, 则  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  须满足欧拉 - 拉格朗日等式:

$$\int K_\sigma(x-y) M_i^\epsilon(\varphi(y)) (I(y) - f_i(x)) dy = 0, i = 1, 2 \quad (12)$$

从上式可得:

$$f_i(x) = \frac{K_\sigma(x) * [M_i^\epsilon(\varphi(x)) I(x)]}{K_\sigma(x) * M_i^\epsilon(\varphi(x))}, i = 1, 2 \quad (13)$$

使  $F(\varphi, f_1, f_2)$  最小. 保持  $f_1, f_2$  不变, 对  $\varphi$  使用梯度下降法:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & -\delta_\epsilon(\varphi)(\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + \nu \delta_\epsilon(\varphi) \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) \\ & + \mu(\nabla^2 \varphi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)) \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $e_i(x) = \int K_\sigma(y-x) |I(x) - f_i(y)|^2 dy, i = 1, 2$ . 式 (14) 即本能量模型的水平集演化方程.

$$e_x(C, f_1(x), f_2(x)) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int_{\Omega_i} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 \cdot M_i(\varphi(y)) dy \quad (15)$$

$$E(C, f_1, f_2) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int \left( \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 \cdot M_i(\varphi(y)) dy \right) dx + \nu \int |\nabla H(\varphi(x))| dx \quad (16)$$

$$E_\epsilon(C, f_1, f_2) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int \left( \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 \cdot M_i^\epsilon(\varphi(y)) dy \right) dx + \nu \int |\nabla H_\epsilon(\varphi(x))| dx \quad (17)$$

### 4 实现

上述式(14)中所有偏导数均可以离散化为有限差分形式, 等号左边可获得一个  $\phi$  对时间的前向差分, 这样可以根据 PDE(14) 得到所需的迭代模式. 在初始化时, 根据模板提供的信息, 将陆地对应区域的值初始化为 -2.0, 海洋对应区域的值初始化为 2.0. 在以下的实验中, 我们使用的参数为:  $\sigma = 3.0, \epsilon = 1.0, \lambda_1 = 1.0, \lambda_2 = 2.0, \Delta t = 0.1, \mu = 1$  和  $\nu = 0.004 * 255 * 255$ .

### 5 效果与对比

#### 5.1 与其他方法对比

在本节中, 本算法将会与改进 sobel 算子<sup>[2]</sup>、改进 canny 算子<sup>[3]</sup>和一种经典的水平集方法<sup>[18]</sup>进行对比. 其中, 此经典水平集方法<sup>[18]</sup>可定义演化方向, 可产生两种检测结果(向内演化和向外演化). 同时我们以人工的方式标注海岸线, 并定义如下标准: 错误像素是算法漏

检像素与误检像素之和; 正确像素是算法结果与误检像素之差(算法正确检测出的像素); 错误率是错误像素个数与海岸线像素个数(人工标注)之比; 正确率是正确像素个数与海岸线像素个数(人工标注)之比. 一个较好的检测算法具有较小的错误率和较大正确率.

在图 2, 海岸线受云影响较少, 清晰度较高, 改进 sobel 算子仅能检测出不连续的边缘点. 改进 canny 算子正确率最高, 但因检测边缘较粗, 误检像素偏多, 导致较高的错误率. 水平集算法漏检像素和误检像素均偏多. 本文算法的具有较高的正确率和最低的错误率, 检测效果良好. 详细数据见表 1.

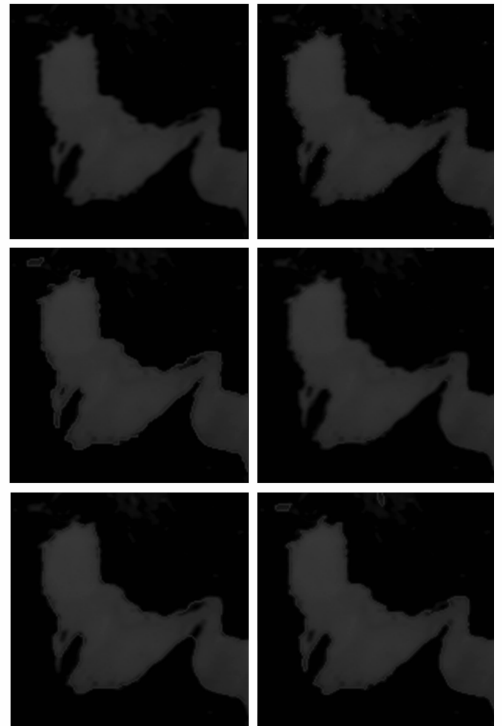


图 2 从左到右自上而下分别是原图、改进 sobel 算子处理结果、改进 canny 算子结果、水平集算法(向内)、水平集算法(向外)、本算法处理结果

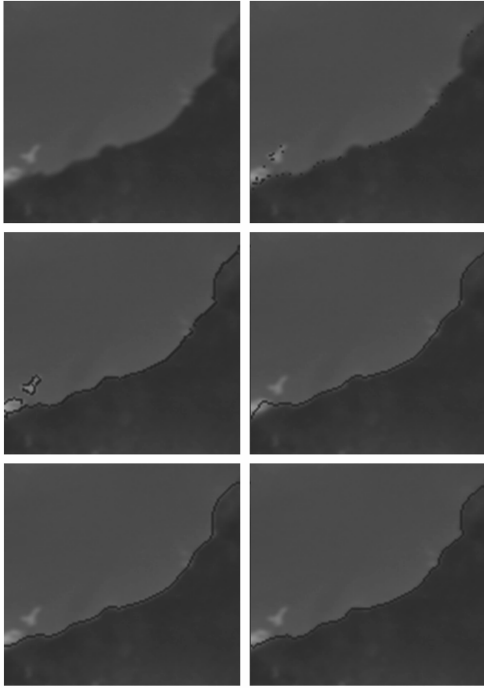
图 2

表 1 图 2 算法检测结果

	改进 sobel 算子	改进 canny 算子	水平集算法(向内)	水平集算法(向外)	本文算法	海岸线
检测结果	195	745	440	442	559	541
漏检像素	358	29	194	188	41	
误检像素	12	233	93	89	62	
错误率	0.684	0.484	0.530	0.512	0.190	
正确率	0.338	0.946	0.641	0.652	0.919	

在图 3 中局部海岸线受云干扰较重, 清晰度较低, 从改进 sobel 算子的结果无法分辨海陆分界线, canny 算子则产生边缘不连续且误检像素偏多, 水平集算法表现良好, 本文算法具有最高的正确率和最低的错误率,

检测效果较好.详细数据见表 2.



从左到右自上而下分别是原图、改进sobel算子处理结果、改进canny算子处理结果、水平集算法(向内)、水平集算法(向外)、水平集处理结果

图3

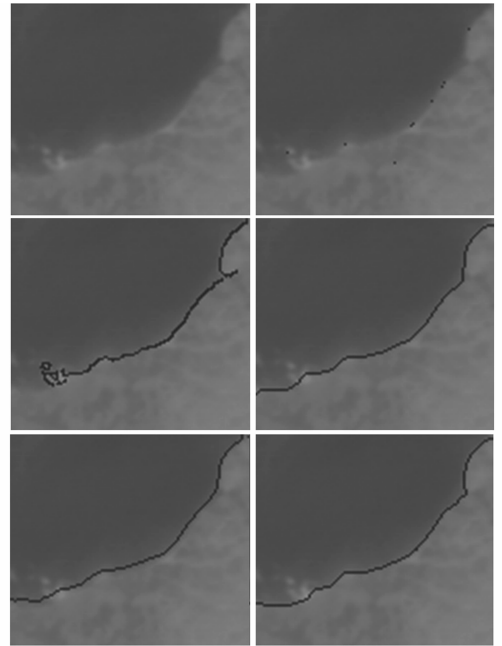
表 2 图 3 算法检测结果

	改进 sobel 算子	改进 canny 算子	水平集算法(向内)	水平集算法(向外)	本文算法	海岸线
检测结果	45	256	152	150	153	161
漏检像素	125	14	25	22	12	
误检像素	9	109	16	11	4	
错误率	0.832	0.764	0.255	0.205	0.105	
正确率	0.224	0.913	0.845	0.863	0.925	

在图 4 中云的干扰较为严重且分布均匀,改进 sobel 算子的检测结果正确率最低,错误率最高,效果最差.改进 canny 算子边缘不连续,漏检部分海岸线,误检像素也较多.水平集算法向内演化表现良好,但向外演化整体偏移了几个像素,没有检测出正确的海岸线.本文算法具有最高的正确率和最低的错误率,检测效果较好.详细数据见表 3.

表 3 图 4 算法检测结果

	改进 sobel 算子	改进 canny 算子	水平集算法(向内)	水平集算法(向外)	本文算法	海岸线
检测结果	9	219	137	135	140	132
漏检像素	141	21	10	123	3	
误检像素	3	108	15	126	11	
错误率	0.980	0.977	0.189	1.886	0.106	
正确率	0.041	0.841	0.924	0.068	0.977	



从左到右自上而下分别是原图、改进sobel算子处理结果、改进canny算子处理结果、水平集算法(向内)、水平集算法(向外)、水平集处理结果

图4

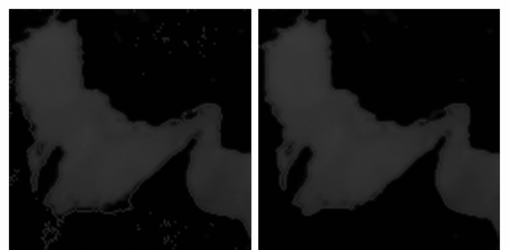
## 5.2 与普通初始化水平集算法的对比

本文在可扩展能量模型的基础模上提出利用地标模板进行初始化的思想,在本小节中将模板初始化和普通初始化的可扩展能量模型<sup>[20]</sup>进行对比.

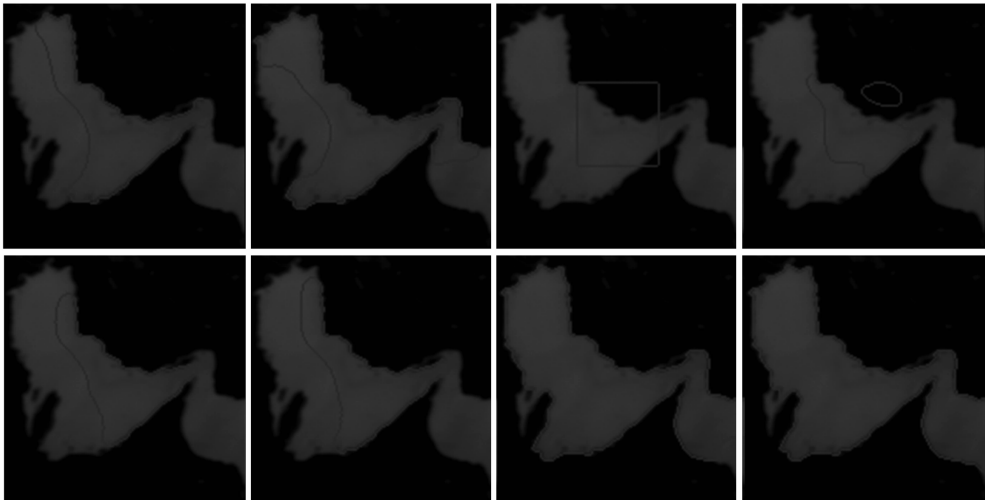
表 4 普通初始化水平集算法和本文算法对比

图 6		区域 a	区域 b	区域 c
普通初始化	迭代次数	200	300 +	150 +
	检测效果	较好	错误	错误
本文算法	迭代次数	12	15	100
	检测效果	较好	较好	较好

由图 4 及图 5 效果来看,基于模板初始化的水平集算法迭代 20 次后即可检测出准确的海陆边界,而普通初始化的水平集算法在迭代 2000 次后依然无法完全检测出海陆边界,基于模板初始化的水平集算法在运算量和准确性方面均有较大的优势,之后本文又进行了多次实验再次验证这一结论,见图 6 及表 4.

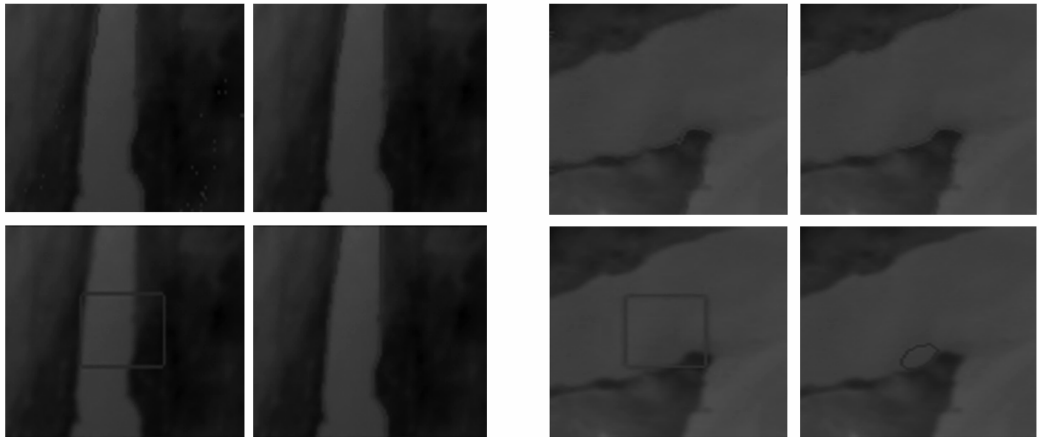


(a) 基于模板初始化后效果 迭代20次(最终)效果



(b) 从左到右自上而下分别是普通初始化、迭代20次、迭代100次、迭代200次、迭代400次、迭代800次、迭代1600次、迭代2000次(最终)效果

图5



(a) 从左到右自上而下分别是模板初始化效果、模板初始化最终结果、普通初始化效果和普通初始化200次迭代后最终结果

(b) 从左到右自上而下分别是模板初始化效果、模板初始化最终结果、普通初始化效果和普通初始化300次迭代后结果



(c) 从左到右分别是模板初始化效果、模板初始化最终结果、普通初始化效果和普通初始化150次迭代后结果

图6

## 6 结论

本文根据遥感图像自动导航处理流程的特点,提出了一种基于先验知识和水平集的边缘检测算法,用于检测遥感图像红外通道的海陆分界线.本算法依据地标模板提供的海陆边界信息进行初始化,采用一种可扩展区域能量泛函推动曲线进行演化,直至在海陆分界线处收敛.实验表明,相对于传统边缘检测算法,

本方法具有水平集算法准确性高、稳定性好的优点;而与普通初始化的水平集算法相比,本算法又能大大减少迭代次数,具有运算效率高、实时性好的特点.

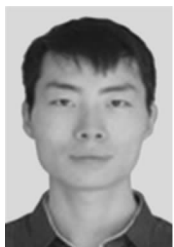
## 参考文献

[1] 杨磊,杨忠东.极轨气象卫星自动地标导航方法[J].应用气象学报,2009,20(3):329-336.

Yang Lei, et al. The automated landmark navigation of the po-

- lar meteorological satellite. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2009, 20(3): 329 – 336. (in Chinese)
- [2] Wenshuo Gao, et al. An improved Sobel edge detection [A]. In *Processing of 2010 3<sup>rd</sup> IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT)* [C]. Chengdu: IEEE, 2010(5): 67 – 71.
- [3] Yuan-Kai Huo, et al. An adaptive threshold for the Canny Operator of edge detection [A]. *Processing of 2010 International Conference on Image Analysis And Signal Processing (IASP)* [C]. Zhejiang: IEEE, 2010, 371 – 374.
- [4] 李哲涛, 李仁发, 谢井雄. 基于全向小波的图像边缘检测技术 [J]. *电子学报*, 2012, 40(12): 2451 – 2455.  
Li Zhe-tao, Li Ren-fa, Xie Jing-xiong. An edge detection algorithm based on omni-directional wavelet transform [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(12): 2451 – 2455. (in Chinese)
- [5] 李牧, 等. 基于类内方差最小化及模糊控制算法的小波边缘检测技术 [J]. *电子学报*, 2008, 36(9): 1741 – 1745.  
Li Mu, et al. A wavelet edge detection technique based on method of minimum interclass variance and fuzzy algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(9): 1741 – 1745. (in Chinese)
- [6] 王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2010. 1 – 121.
- [7] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(2): 12 – 49.
- [8] Chop D. Computing minimal surfaces via level set curvature flow [J]. *Journal of Computational Physics*, 1993, 106(7): 77 – 91.
- [9] Caselles V, et al. A geometric model for active contours in image processing [J]. *Numerische Mathematik*, 1993, 66(1): 1 – 31.
- [10] Yezzi A, Kichenassamy S, Kumar A, et al. A geometric snake model for segmentation of medical imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 16(2): 199 – 209.
- [11] Siddiqi K, Lauziere Y B, Tannenbaum A, et al. Area and length minimizing flows for shape segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 433 – 443.
- [12] Siddiqi K, et al. Hyperbolic smoothing of shapes [A]. *Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision* [C]. Bombay: IEEE, 1998. 1: 215 – 221.
- [13] Sethian J A. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1996, 93(4): 1591 – 1595.
- [14] Tsai Y R. Rapid and accurate computation of the distance function using grids [J]. *Journal of Computational Physics*, 2002, 178(1): 175 – 195.
- [15] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266 – 277.
- [16] Vese L A, et al. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and shah model [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 271 – 293.
- [17] Gao S, Bui T D. Image segmentation and selective smoothing by using Mumford-Shah model [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(10): 1537 – 1549.
- [18] Chunming Li, Chenyang Xu, Changfeng Gui, Martin D. Fox. Level set Evolution Without Re-initialization: A new variational formulation [A]. *Processing of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. San Diego: IEEE, 2005. 1: 430 – 436.
- [19] Lie J, et al. A binary level set model and some applications to Mumford-Shah image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(5): 1171 – 1181.
- [20] Chunming Li, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940 – 1949.
- [21] Stanley Osher, Ronald Fedkiw. *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces* [M]. New York: Springer – Verlag, 2002. 3 – 124.
- [22] Guillermo Sapiro. *Geometric Partial Differential Equations and Image Analysis* [M]. New York: Cambridge University, 2001. 1 – 91.

## 作者简介



林政宗 (通信作者) 男, 1989 年出生于河南长垣. 2010 年毕业于河海大学计算机系, 获工学学士学位, 2013 年毕业于中国科学院大学, 获工学硕士学位, 研究方向图像处理.  
E-mail: elewolf1989@126.com



吕科 男, 1971 年出生于宁夏西吉, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字图象处理、计算机图形学、智能信息处理技术.  
E-mail: luk@ucas.ac.cn