

一种新的窄带快速区域水平集 C-V 模型图像分割方法

李传龙 李颖 兰国新

(大连海事大学地理信息研究所 大连 116026)

摘要 Chan-Vese 提出了区域水平集图像分割 C-V 模型,该模型随着水平集函数的演化,演化曲线能自然地改变其拓扑结构,因而在很多研究领域有着广泛的应用,特别是在图像分割、目标跟踪领域取得了显著的效果。基于区域的水平集函数比基于梯度的水平集函数在抗噪声方面也表现得更为优秀,但是其演化水平集函数也更复杂,主要缺点是演化速度特别慢,限制了在大型高分辨率图像分割中的应用。针对此问题,提出了一种窄带快速区域水平集 C-V 模型,即先利用 C-V 水平集在低分辨率的图像上检测出大致的边缘,然后映射到高分辨率的图像上,在其边缘的一个窄带内检测更为精确的边缘,其检测速度有了很大的提高。采用高分辨率的大型合成孔径雷达(SAR)遥感图像进行的实验证明了该方法能够快速而有效地提取出海岸线,满足工程中的实际应用。

关键词 区域水平集,窄带水平集,海岸线检测,图像分割

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

New Method of the Fast Narrow Brand C-V Level Set Model for Image Segmentation

LI Chuan-long LI Ying LAN Guo-xin

(Environmental Information Institute, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract Region level set model for image segmentation presented by Chan-Vese can naturally change his topology with level set evolution. So level set model is widely applied into many areas, especially in image segmentation area and target trace area. Level set C-V model is better performance than level set based gradient in the anti-noise. But the evolution of C-V level set function is also more complex, and its main drawback is that evolution is relatively slow speed in particular, so this model can not be applied into practical project. Aiming at this problems, a narrow brand level set model based on region level set without Re_initialization was presented. This optimization method detects the approximate edge in low Resolution image, then maps this edge to the high resolution image. More accurate edges are detected in the narrow brand at the middle of the edge. The speed of edge detection is greatly improved. Finally, the feasibility of the method is validated by practical application with SAR(Synthetic Aperture Radar) image.

Keywords Region level set, Narrow brand level set, Coastline detection, Image segmentation

1 引言

图像分割是分类方法的一个重要应用领域。国内学者多利用图像灰度信息,运用形态学方法或临域相关信息法等边缘检测技术对图像分割做了积极的探索研究^[1-4],这些方法取得了一些进展,但是在抗噪声以及分割精度上不是很理想。另外,这些方法需要根据经验确定阈值,所以其检测效果不是很理想。Osher 和 Sethian^[5]在 1988 年提出水平集(level set)方法,将当前演化曲线作为零水平集嵌入一个高维的水平集函数中。在演化过程中,零水平集始终代表当前演化曲线。基于边界梯度的水平集图像分割技术优于传统的基于梯度提取的边缘分割,但是由于其也是建立在图像梯度上的分割,利用了边界附近不连续的局部梯度信息,因而与传统的图像分割方法具有相同的局限性:对噪声敏感,对弱边缘检测能力低,容易越过检测的边缘,分割结果与模型的参数设置关系较大。一个最大的缺点是要要求比较理想的初始闭合曲线。初始

闭合曲线轮廓必须在真实轮廓的附近区域,图像的分割才能取得较好的效果。尔后,Chan 和 Vese^[6]结合 level set 思想和 Mumford-Shah^[7]模型提出基于区域的 C-V 水平集模型,简称 C-V 水平集模型,其检测技术依据轮廓内部和外部的全部灰度信息,与传统的基于参数形变模型^[8]和几何活动轮廓模型^[9]不同,C-V 水平集模型提取物体边界时不依赖图像的梯度,因而具有更好的分割效果和抗噪声能力,具有全局分割的特点,能更好地提取图像的边缘,对噪声较大的图像仍能得到较好的分割效果。但是其一个最大的缺点是迭代复杂,演化速度非常慢,要经过较长时间的演化才能得到最终的图像分割结果,因此限制了在工程中的应用。其演化时间与图像像素数量的大小呈级数的正比关系,通过控制参与演化的像素数,可以很好地提高演化速度。因此,如果在大型图像的真正边缘附近的一个窄带处做 C-V 水平集演化,其参与水平集演化的点将减少非常多,其检测效率将得到大幅提高,而不会降低图像分割效果。通过人工合成图像和实际的高分辨率大型

到稿日期:2011-01-07 返修日期:2011-06-30 本文受国家科技部支撑计划课题(2006BAC11B01),国家自然科学基金项目(41071260),教育部基金(870909),辽宁省创新团队项目(200912),辽宁省自然科学基金(2010010111-401),海洋局重点实验室开放研究基金(200809)资助。

李传龙(1976—),男,博士生,主要研究方向为空间信息、图像处理技术、信号分析等,E-mail:lichuanlong@bankcomm.com。

遥感图像试验,说明了给出的方法能够很好地提高 C-V 水平集模型在图像分割中演化的速度,具有很高的实用价值。

2 Chan-Vese(C-V) 模型介绍

Chan 和 Vese 提出了一种简化的 M-S 分割模型,即 Chan-Vese(C-V)模型^[2,10],该模型假设图像中每个同质区域的灰度值是常数,也即对于区域最小化能量函数目的,就是寻找最优分割,使得分割图像和原图像之间的差异最小。设原图像 $u(x, y)$ 被活动轮廓线 C 划分为目标 R_{in} 和背景 R_{out} 两个区域,各个区域的平均灰度为 C_{in} 和 C_{out} ,则一种简化的基于 M-S 图像分割模型的拟合能量函数如下:

$$F(C) = F_{in}(C) + F_{out}(C) \\ = \int_{inside(c)} |u - C_{in}|^2 dx dy + \int_{outside} (c) |u - C_{out}|^2 dx dy \quad (1)$$

式中, C 是任意闭合活动轮廓线。可以看出,当闭合活动轮廓线 C 位于两个同质区域的边界 C_0 时 $F(C)$ 达到最小值。据此,Chan 和 Vese 提出了如下的图像分割能量泛函:

$$F(\phi, C_{in}, C_{out}) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \\ \lambda_1 \int_{\Omega} |u - C_{in}|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u - C_{out}|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \quad (2)$$

式中,第一项是闭合轮廓线 C 的长度,第二项是 C 的内部区域面积, $\mu, \lambda_1, \lambda_2, \nu \geq 0$ 是各个能量项权重系数,这两项是平滑项。最终分割轮廓线 C 的位置以及未知数 C_{in}, C_{out} 经过优化式(2)得到。Chan 和 Vese 在文献[2]中以欧拉-拉格朗日法推导了以水平集函数 ϕ (内正外负 SDF) 表达的偏微分方程,其水平集演化的偏微分方程如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi) \left[\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \lambda_1 |u(x, y) - C_{in}|^2 + \lambda_2 |u(x, y) - C_{out}|^2 \right] \quad (3)$$

其中,

$$C_{in} = \frac{\int_{\Omega} u(x, y) H_{\epsilon}(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi) dx dy} \\ C_{out} = \frac{\int_{\Omega} u(x, y) (1 - H_{\epsilon}(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} 1 - (H_{\epsilon}(\phi)) dx dy} \quad (4) \\ \delta_{\epsilon}(\phi) = \frac{1}{\pi \epsilon^2 + z^2} \\ H_{\epsilon}(z) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\epsilon}\right) \right) \quad (5)$$

式中, Ω 为图像定义域,一般取 $\epsilon = 1$ 。

3 全局性的无需重新初始化的 C-V 模型

在文献[11]中,李提出一种改进的 C-V 模型,它有良好的全局性,将 $\delta_{\epsilon}(\phi)$ 取为 $\nabla \phi$ 。我们知道在水平集理论中,为了保持水平集函数为距离函数,有 $\nabla \phi \cong 1$, 所以其改进的 C-V 模型水平集演化的偏微分方程如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \lambda_1 |u(x, y) - C_{in}|^2 + \lambda_2 |u(x, y) - C_{out}|^2 \quad (6)$$

在式(6)中,随着水平集函数的演化,作为距离函数的水平集函数必须不断地重新初始化,以保持距离函数 $\nabla \phi = 1$,但是每次重新初始化将非常耗时。在文献[12]中,提出了一种无需初始化的基于梯度的水平集模型,增加了内部惩罚能量项:

$$P(\phi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (7)$$

这个内部能量惩罚项能使水平集函数每次迭代后保持 $\nabla \phi = 1$ 。C-V 水平集模型每次迭代演化旨在保证其演化的稳定性,也要求 $\nabla \phi = 1$ 。将文献[12]的思想引进 C-V 模型,推导出的偏微分方程如下:

$$\frac{\partial P(\phi)}{\partial t} = \text{div}(\nabla \phi) - \text{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) \quad (8)$$

作为惩罚项,将式(6)加上式(8),得

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = u_2 (\text{div}(\nabla \phi) - \text{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right)) + \mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \\ \lambda_1 |u(x, y) - C_{in}|^2 + \lambda_2 |u(x, y) - C_{out}|^2 \\ = u_2 \text{div}(\nabla \phi) - u_1 \text{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) - \lambda_1 |u(x, y) - C_{in}|^2 + \lambda_2 |u(x, y) - C_{out}|^2 \quad (9)$$

式(9)就是具有全局性无需重新初始化的基于区域水平集模型(C-V 模型)。

4 改进的窄带快速 C-V 模型

使用具有全局性的无需重新初始化的 C-V 模型在不同大小的合成孔径雷达遥感图像(取自:中国科学院对地观测与数字地球科学中心网站的共享数据, <http://ds.rsgs.ac.cn/index.aspx>)上做了分割海陆实验,其不同大小图像 50 次演化时间如表 1 所列,实验在 Intel(R) 奔腾双核 2.2G CPU, 1G 内存的 PC 机上完成。

表 1 普通 C-V 模型的迭代时间试验

	图 1	图 8	图 10	图 11	图 12
图像长	108	434	724	1086	2173
图像宽	85	342	570	856	1712
时间(秒)	0.7	16.9	53.6	201	1209

式(9)在整个 $n \times n$ 图像上每次演化的时间复杂度为 $O(2n^2r + n^2k)$, $2n^2r$ 为计算 C_{in}, C_{out} 的计算复杂度, r 为式(5)的每个点的计算量。 n^2k 是式(9)每次演化的计算量,其每个点的计算量 k 也很大,包括二次梯度、一次梯度和两次平方运算。所以随着像素数量的增多,每次演化的时间快速增加。从表 1 可以看出,随着图像的增大,演化时间也迅速增大,如表 1 中的图 12 演化完成需要 20 多分钟。因此有全局性的无需重新初始化的 C-V 模型虽然图像分割的效果比较好,但是因为分割图像效率低下,实际中无法应用到高分辨率的遥感图像分割,只能运用于比较小的图像分割,因此实际应用价值不大。但是从表 1 中也可以看出,当图像的像素数不多时,具有全局属性的无需重新初始化的水平集模型的演化速度还是比较快的。但是当像素数较大时,分割图像的效率就非常差。

所以,如果能将大型高分辨率的图像以 K 行 K 列为跨度做采样,形成低分辨率的图像,在低分辨率的图像上使用具有全局性的无需重新初始化的 C-V 模型分割出边缘,再将边缘映射到高分辨率的图像上,在高分辨率图像上的边缘的一条窄带内,利用 C-V 模型检测出更精确的边缘,其图像分割时

间效率将变得很快。下面给出具体的快速窄带 C-V 水平集方法。

4.1 边缘映射

在低分辨率的图像上,运用具有全局性的、无需重新初始化的 C-V 模型做迭代。收敛后,对于距离函数为正的点,如果其紧邻点(即其上下左右 4 个点)至少一个为负,则该点为检测的低分辨率图像的边缘点,采用如下方法将其边缘映射到高分辨率的图像:

(1)将所有低分辨率图像的边缘标记为 $flag=0$ 。

(2)寻找低分辨率图像一个 $flag=0$ 的边缘点 A 。

(3)在 A 点的 8 近邻点中寻找一个 $flag=0$ 的边缘点 B 。将 A 和 B 两点置 $flag=1$,并将此两点的坐标扩大 K 倍(K 为生成低分辨率图像的采样间隔),映射到高分辨率的图像上,并将高分辨率图像上映射后的两点及其之间的点采用线性插值法,都标记为高分辨率图像上的边缘点。将 B 点当作 A 点,返回(3)。

(4)如果 A 点紧邻点中不存在 $flag=0$ 的点,则寻找近邻点中是否存在 $flag=1$ 的 B 点。如果也不存在,则返回(1);如果存在,则将 A 点置 $flag=1$,并将此 A 和 B 两点的坐标扩大 K 倍,映射到高分辨率的图像上。将高分辨率图像上映射后的两点及其之间的点采用线性插值法,都标记为边缘点。这样,高分辨率图像上的闭合曲线就映射完成,返回(2)。

(5)直到低分辨率的图像上不存在 $flag=0$ 的点,边缘映射到高分辨的图像结束。此时在高分辨的图像上形成了一个连续的边缘。

4.2 生成边缘窄带和窄带的距离

将低分辨率图像的边缘映射到高分辨率图像后,形成一个大致边缘,在此边缘形成一个宽度为 $2 * R$ 的窄带,在此窄带内演化基于区域的水平集。使用文献[13]提出的距离函数模板法来生成窄带内距离函数,定义一个 $R * R$ 的模板,模板中每个点的值是其到中心点的欧式距离,以高分辨率图像上的边缘点为中心点,模板沿边缘遍历一周。将落在模板内的点加入窄带中,其最短距离为模板的遍历过程中所有覆盖此点的模板中距离最小的值。此时仅仅生成了距离函数的绝对值,不包括内负外正的水平集符号。由于是采用具有全局性的无需重新初始化的 C-V 模型,仅仅是在初始化的时候生成窄带内的距离,而后在演化迭代的过程中,无需重新初始化距离函数,这也节省了很多图像分割时间,提高了演化效率。

4.3 生成符号函数

具有全局性的无需重新初始化的 C-V 模型要求窄带内的距离函数具有内负外正的符号。准确确定窄带内的距离符号,能够加快窄带内的水平集函数演化,准确地提取边缘。窄带内判断符号的方法如下:

(1)窄带内在 (x, y) 坐标能被 k (生成低分辨率图像的采样间隔)整除的点,是生成低分辨率图像的采样点,其符号与低分辨率图像 $(x/k, y/k)$ 处的点的水平集函数迭代后的符号相同。

(2)将窄带内所有生成低分辨率图像的采样点的上下左右 4 个紧邻点中非边缘点的点赋予与采样点一样的符号,然后对所有赋予了符号的点做与采样点相同的处理,直到窄带内所有的点都赋予了符号为止。

5 实验分析

5.1 人工合成图像实验

为了检测算法的性能,合成了一个带有弧度和尖锐角度的边缘的图像(见图 1、图 2)。先在比较简单的图像上做检测,取 $K=4$ 的跨度做采样,生成低分辨率图像,做实验。如图 3 所示,由低分辨率图像映射到高分辨率的边缘在尖锐角和圆弧处都表现了良好的连续性。图 4 是最终的检测结果,检测出的边缘定位很准确,经过检测,其分割准确率为 100%。

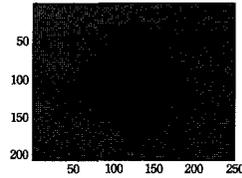


图 1 人工合成的 200 * 250 图像

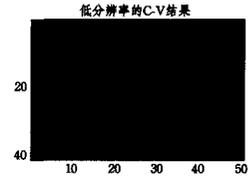


图 2 低分辨率图像(50 * 50)检测的边缘

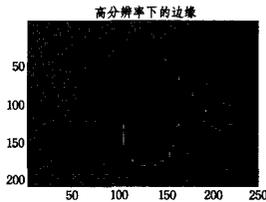


图 3 映射到原图像后的边缘

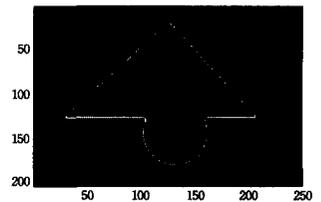


图 4 原图像的最终检测边缘

5.2 较复杂的高分辨率遥感图像实验

我们使用比较复杂的遥感图像(见图 5)做了实验。图 6 为最终的整个图像的检测结果,图 7 为分割后的遥感图像局部放大的结果。此处轮廓线拓扑复杂多变,但是从实验结果可以看出本文方法所检测出的边缘的精确度比较好,能很好地分割出海陆,检测出的边缘具有良好的连续性,在尖角和弯曲处都有较好的检测效果,但是检测时间却缩短了很多,基本上能够快速准确地检测出海岸线,达到实际工程的应用标准。



图 5 2270 * 2340 的遥感图像



图 6 最终检测结果



图 7 局部放大后的分割图像

普通的基于区域的 C-V 模型做图像分割必须做全图分割。对于一个 $N * N$ 的图像来说,根据式(9),每次演化做 $N * N$

(下转第 35 页)

性。仿真结果表明,4种调度机制 TSP-CDSA、TDP-CDSA、RDP-CDSA、CTRPD-CDSA 适用于不同的场景,各有优缺点,对实现协调式动态频谱分配时选用何种调度机制具有指导意义。

参考文献

[1] FCC Spectrum policy task force. Report of the spectrum efficiency working group [EB/OL]. <http://www.fcc.gov/sptf/reports.html>, 2002

[2] Buddhikot M, Kolodzy P, Miller S, et al. DIMSUMNet: New Directions in Wireless Networking Using Coordinated Dynamic Spectrum Access[C]//IEEE WoWMoM. 2005; 1-8

[3] Le M, Fijalkow I, Buljore S. Urban Planning for Radio Communications(URC): A Solution to the Spectrum Management Challenge[C]//Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). 2008; 1-6

[4] Kovács L, Vidács A. Spatio-Temporal Spectrum Management Model for Dynamic Spectrum Access Networks[C]//Proceedings of the First International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum. Boston, Massachusetts: ACM, Vol. 222, 2006

[5] Yuan Yuan, Bahl P, Chandra R, et al. Allocating Dynamic Time-Spectrum Blocks in Cognitive Radio Networks[C]//Proceedings

of the 8th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. 2007; 130-139

[6] Roh J, Kim J, Han Y. Dynamic spectrum allocation using arrival rate ratio in CDMA networks[C]//Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. 2005; 1870-1874

[7] Wang Peng, Matyjas J, Medley M. Joint spectrum allocation and scheduling in multi-radio multi-channel cognitive radio wireless networks[C]//Sarnoff Symposium. Princeton, NJ: IEEE, 2010; 1-6

[8] Rashid M, Hossain M, Hossain E, et al. Opportunistic spectrum scheduling for multiuser cognitive radio: a queueing analysis[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8; 5259-5269

[9] Bao Li-chun, Liao Sheng-hui. Scheduling Heterogeneous Wireless Systems for Efficient Spectrum Access[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2010; 1-14

[10] Uddin M F, Nurujjaman M, et al. Joint Scheduling and Spectrum Allocation in Wireless Networks with Frequency-Agile Radios [J]. Ad-Hoc, Mobile and Wireless Networks, Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6288; 95-108

[11] Jain R, Chin D, Hawe W. A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared systems[R]. DEC-TR-301. Digital Equipment Corp, 1984

(上接第 19 页)

次(加减、求梯度、求差分、平方)运算,检测效果特别慢。而本文提出的改进算法,每次只需 $(N/k * N/k)$ 次演化,通过迭代得到低分辨率的图像的分割边缘,其时间复杂度降低了 k^2 。然后在高分辨率图像上的边缘的一个窄带内做检测,每次的时间复杂度为 $L * 2 * R$, L 是边缘的长度, R 是窄带的半径(一般为 3 至 8)。一般地, $L * 2 * R$ 相对 $N * N$ 来说,是一个比较小的值。我们从中国科学院对地观测与数字地球科学中心网站的共享数据中随机选取 5 幅图像做了实验,其检测时间的对比如表 2 所列。从表中可以看出,检测时间有了很大的提高。

表 2 两种检测算法的时间比较

	图 1	图 2	图 3	图 4	图 5
普通	909	818	1002	925	1102
改进	121	122	133	142	138

结束语 基于区域的水平集方法在分割一些比较小的图像时取得了较好的效果,在各个领域都有着广泛的应用。该方法在图像分割与目标跟踪领域尤其受到学者的关注,并且取得了一些研究成果。但是其演化时间特别长,检测效率不高,因而限制了在实际工程中的应用。在大型图像分割与大型目标跟踪方面,其分割和检测时间过长,因而没有发挥出应有的作用。本文提出的基于区域的水平集窄带快速演化算法在一定程度上解决了这个问题,检测出边缘所用的时间有了大幅的缩短,同时没有降低检测精度,在实际工程中有一定的实际价值。但是对于一些图像的小目标的点,如果生成的低分辨率图像的采样跨度过大的话,会漏掉这些小的目标点,这是本文水平集演化算法的一个缺点,也是下一步需要研究解决的方向。

参考文献

[1] 瞿继双,王超.一种基于多阈值的形态学提取遥感图象海岸线特

征方法[J].中国图形学报,2003,8(7):805-809

[2] 荆浩,陈学俭,顾志伟.一种基于边缘特征的海岸线检测方法[J].计算机仿真,2003,23(8):89-93

[3] 谢明鸿.基于种子点的增长 SAR 图像海岸线提取算法[J].电脑开发与应用,2006,19(6):2-4

[4] 张永继,闫冬梅.基于邻域相关信息的海岸线提取方法[J].装备指挥技术学院学报,2005,16(6):88-93

[5] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-50

[6] Chant F, Vese L. Active contour without edges [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277

[7] Mumford D, Shan J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communication of Pure Applied Mathematics, 1989, 42(5): 67-99

[8] Kassm, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331

[9] Malladr, Sethianj A, Vemurib C. Shape modeling with front propagating; a level set approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158-175

[10] 杨新,李俊,等.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;145-146

[11] 李俊,杨新,施鹏飞.基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J].计算机学报,2002,25(11):1175-1183

[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: IEEE, 2005, 1: 430-436

[13] Adalsteinsson D, Sethian J A. The fast construction of extension velocities in level set methods[J]. Journal of Computation Physics, 1999, 148(1): 2-22