

引文格式: 韩斌, 吴一全. SAR 图像河流分割的加权指数区域能量模型[J]. 测绘学报, 2017, 46(9): 1174-1181. DOI: 10.11947/j. AGCS. 2017. 20170134.
HAN Bin, WU Yiquan. Weighted Exponential Region Energy Model for River Segmentation of SAR Images[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(9): 1174-1181. DOI: 10.11947/j. AGCS. 2017. 20170134.

SAR 图像河流分割的加权指数区域能量模型

韩 斌¹, 吴一全^{1, 2, 3, 4}

1. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 211106; 2. 黄河水利委员会黄河水利科学研究院水利部黄河泥沙重点实验室, 河南 郑州 450003; 3. 南京水利科学研究院港口航道泥沙工程交通行业重点实验室, 江苏 南京 210024; 4. 哈尔滨工业大学城市水资源与水环境国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150090

Weighted Exponential Region Energy Model for River Segmentation of SAR Images

HAN Bin¹, WU Yiquan^{1, 2, 3, 4}

1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Key Laboratory of the Yellow River Sediment of Ministry of Water Resources, Yellow River Institute of Hydraulic Research, Yellow River Water Resources Commission, Zhengzhou 450003, China; 3. Key Laboratory of Port, Waterway and Sedimentation Engineering of the Ministry of Transport, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210024, China; 4. State Key Laboratory of Urban Water Resources and Environment, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China

Abstract: The traditional active contour models can hardly achieve the accurate river segmentation of SAR images. To solve this problem, a novel active contour model with weighted exponential region energy is proposed, which can extract rivers in SAR images accurately. The exponential region energy is incorporated into the energy functional of the Chan-Vese model, which can measure the difference between the segmented image and the original image, resulting in the improvement of segmentation accuracy of the model. In addition, the maximum absolute differences of the pixel grayscale values inside the object and background regions are utilized to replace the original constant region energy weights, which can adaptively adjust the ratios of the object and background region energies and accelerate the motion of the curve towards the boundaries of the object region, resulting in the higher segmentation efficiency. The experiments are performed on real SAR images of rivers and results demonstrate that compared with the traditional active contour models, the proposed model can segment rivers in SAR images more rapidly and accurately and has some advantages in terms of both segmentation performance and segmentation efficiency.

Key words: SAR image; river segmentation; active contour model; exponential region energy; maximum absolute difference

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (No. 61573183); Open Foundation of the Key Laboratory of the Yellow River Sediment of Ministry of Water Resources (No. 2014006); Open Foundation of the Key Laboratory of Port, Waterway and Sedimentation Engineering of the Ministry of Transport; Open Foundation of the State Key Laboratory of Urban Water Resource and Environment (No. LYPK201304)

摘 要: 传统主动轮廓模型很难实现精确的 SAR 图像河流分割。针对这一问题, 本文提出了一种加权指数区域能量主动轮廓模型, 以精确地提取 SAR 图像中的河流。该模型在 Chan-Vese(CV)模型能量泛

函中引入了指数区域能量,能更好地衡量分割图像和原始图像的差异程度,提高模型的分割准确性。此外,利用目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差取代模型中常值区域能量权重,自适应地调节目标区域和背景区域的能量比重,加速曲线运动到目标区域的边缘,获得更高的分割效率。针对实际河流 SAR 图像进行了分割试验,结果表明:与传统主动轮廓模型相比,本文提出的模型能更快速、精确地分割 SAR 图像中的河流,在分割结果和分割效率两方面具有优势。

关键词: SAR 图像;河流分割;主动轮廓模型;指数区域能量;最大绝对差

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 1001-1595(2017)09-1174-08

基金项目: 国家自然科学基金(61573183);水利部黄河泥沙重点实验室开放基金(2014006);港口航道泥沙工程交通行业重点实验室开放基金;城市水资源与水环境国家重点实验室开放基金(LYPK201304)

河流信息提取和识别对水资源调查与监测、水利设施评估与建设、洪涝灾害防治、水上航道规划等具有重要的现实意义。传统人工测量存在诸多不足,例如测量周期长、不具备实时性、需要花费大量的人力物力等。随着合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)遥感成像技术的不断发展,它逐渐应用于对地观测领域。SAR 成像具有拍摄周期短、观测范围广、所成图像分辨率高等特点,特别是还具有全天候、全天时的优势,成为了河流信息提取和识别的重要手段之一。图像分割是利用 SAR 图像提取和识别河流信息的关键技术,因此研究 SAR 图像河流分割很有必要。

SAR 图像河流分割的方法大体可划分为:基于区域的分割方法和基于边缘的分割方法^[1]。文献[2]首先对图像进行分块处理,然后依据统计直方图得到河道初始标记信息,再利用结合河道初始标记信息的水分岭方法对 SAR 图像进行粗分割,最后根据区域邻接图获取河道提取结果。文献[3]采用阈值分割方法分割 SAR 图像得到初始的河面区域及河岸线部分,再利用 SAR 图像纹理特征对河岸线进行连通处理,最终实现河面的完整提取。文献[4]提出一种基于小波域和脊线跟踪的河道边缘提取方法。首先利用小波变换数据在相邻尺度上的空间相关性得到初始河道边缘,再利用脊线跟踪法连接间断的河道边缘,以获得完整的河道边缘。文献[5]提出一种基于空间像素模板和 Adaboost 的分割方法以实现遥感图像中河流的提取。该方法利用过滤波式特征选取获得空间像素模板并构建多维特征向量,然后通过 Adaboost 集成学习算法完成遥感图像中河流的提取。文献[6]提出一种结合支持向量机和水平集的 SAR 图像河流检测方法。该方法综合利用 SAR 图像中河流的特点以及图像中的纹理特征,

并通过支持向量机分类器进行河流的粗提取。在此基础上,采用距离正则化水平集方法实现 SAR 图像中河流的检测。虽然上述方法都能从 SAR 图像中提取河流信息,但分割准确性或分割效率还有待进一步提高。

自 Chan-Vese(CV)^[7]模型被提出以来,主动轮廓模型成为了图像分割领域的主要方法之一^[8-10]。依据利用图像信息的不同,主动轮廓模型大致可分为 3 类:全局模型^[11-15]、局部模型^[16-20]及混合模型^[21-24]。近年来,研究者们将主动轮廓模型应用于 SAR 图像河流分割,取得了较好的结果^[25-27]。文献[25]提出一种基于倒数灰度熵和改进 CV 模型(RGECV)的河流 SAR 图像分割模型。该模型采用倒数灰度熵对图像进行粗分割,并将粗分割结果作为改进 CV 模型的初始曲线,利用改进 CV 模型对图像进行细分割,取得了较好的结果,但仍然不够准确。文献[26]提出一种基于 CV 模型和交叉熵模型的混合主动轮廓模型(CVCE)来进行 SAR 图像河流分割。不同于传统主动轮廓模型,该模型利用两种区域像素灰度差异性描述准则,即类内方差和交叉熵,来衡量分割图像和原始图像的差异程度,能更好地抑制 SAR 图像中干扰区域的影响。然而分割图像中仍存在一些干扰区域,分割准确性有待进一步提高,并且 CVCE 模型计算量较大,导致分割效率较低。SAR 图像一般表示地表后向散射的强度。SAR 图像中河流区域后向散射系数相对较小,成像较弱,回波信号接近于零,因此河流区域灰度较低,呈现为黑色区域。而 SAR 图像中干扰区域的灰度与河流区域的灰度十分接近,利用现有主动轮廓模型分割 SAR 图像中的河流,干扰区域往往会被误分为河流区域,导致分割效果不佳。综合上述分析,本文提出一种加权指数区域能量主动轮廓模型,以精确分割 SAR 图像中的河流。该模

型在 CV 模型能量泛函中引入了指数区域能量,能更好地衡量分割图像和原始图像的差异性,提高模型的分割准确性。此外,利用目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差取代模型中常值区域能量权重,以提高模型的分割效率。

1 CV 模型简介

在 Mumford-Shah 模型的基础上,文献[7]提出了一种新的主动轮廓模型。该模型假设分割图像主要由两个匀质区域组成,即目标区域 Ω_o 和背景区域 Ω_b 。分别用目标区域和背景区域内像素灰度的均值 c_o 和 c_b 来表征目标区域和背景区域的灰度特征。于是 CV 模型的能量泛函可表示为

$$E_{CV}(C) = \mu L(C) + vS(C) + \lambda \int_{\Omega_o} |f(\chi) - c_o|^2 d\chi + \lambda \int_{\Omega_b} |f(\chi) - c_b|^2 d\chi \quad (1)$$

式中, $f(\chi)$ 表示原始图像; $L(C)$ 和 $S(C)$ 分别表示长度和面积规则项; μ 、 v 、 λ 是相应能量项的权重。 $E_{CV}(C)$ 中,前两项为内部能量约束项,在曲线演化进程中,维持曲线的光滑程度,后两项为外部能量约束项,在曲线演化进程中,指导曲线运动到目标的边缘。

为了更好地处理拓扑变化的问题,引入水平集 φ 隐含地表达曲线 C ,则水平集形式的 CV 模型能量泛函为

$$E_{CV}(\varphi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| d\chi + v \int_{\Omega} H(\varphi) d\chi + \lambda \int_{\Omega} |f(\chi) - c_o|^2 H(\varphi) d\chi + \lambda \int_{\Omega} |f(\chi) - c_b|^2 (1 - H(\varphi)) d\chi \quad (2)$$

式中, $\delta(\varphi)$ 和 $H(\varphi)$ 分别表示 Heaviside 函数、Dirac 函数的正则近似化,可由下式计算得到

$$\delta(\varphi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\varphi}{\epsilon}\right) \right] \quad (3)$$

$$H(\varphi) = \frac{1}{\pi \epsilon^2 + \varphi^2} \quad (4)$$

利用变分原理和最速下降法求解式(2),则其梯度下降流方程为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - v - \lambda (f - c_o)^2 + \lambda (f - c_b)^2 \right] \quad (5)$$

采用有限差分法离散式(5)并迭代求解,当迭代趋于稳定时,图像分割完成。

2 加权指数区域能量模型描述

2.1 指数区域能量主动轮廓模型

传统 CV 模型是利用欧氏距离衡量分割图像和原始图像的差异程度,并且依据类内方差最小准则来分割图像。而河流 SAR 图像中干扰区域的灰度与河流区域的灰度十分近似,因此干扰区域往往会被错分为河流区域。显然,仅利用欧氏距离衡量分割图像和原始图像的差异程度不够准确,无法实现河流 SAR 图像准确分割。为解决这一问题,提出了一种指数区域能量(ERCV)主动轮廓模型,在 CV 模型的能量泛函中添加指数区域能量项,进一步约束分割图像和原始图像的差异程度,于是 ERCV 模型能量泛函的表达式为

$$E_{ERCV}(C) = \mu L(C) + vS(C) + \lambda \int_{\Omega_o} |f(\chi) - c_o|^2 e^{\left| \frac{f(\chi)}{c_o + \tau} \right|} d\chi + \lambda \int_{\Omega_b} |f(\chi) - c_b|^2 e^{\left| \frac{f(\chi)}{c_b + \tau} \right|} d\chi \quad (6)$$

式中, τ 是一个小正数,用来避免分母为零没有意义的情况。观察式(6)和式(2)可以发现,式(2)事实上也可认为是计算目标区域和背景区域内像素灰度的类内方差并以此指导曲线逼近目标边缘;而式(6)在计算类内方差时增加了指数约束,能更好地描述目标区域和背景区域内像素灰度的差异程度,因此,ERCV 模型能获得更高的分割准确性。

同样采用水平集 φ 来隐含表达曲线 C ,则式(6)可改写为

$$E_{ERCV}(\varphi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| d\chi + v \int_{\Omega} H(\varphi) d\chi + \lambda \int_{\Omega} |f(\chi) - c_o|^2 e^{\left| \frac{f(\chi)}{c_o + \tau} \right|} H(\varphi) d\chi + \lambda \int_{\Omega} |f(\chi) - c_b|^2 e^{\left| \frac{f(\chi)}{c_b + \tau} \right|} (1 - H(\varphi)) d\chi \quad (7)$$

式(7)可通过变分原理和最速下降法求解,得到其梯度下降流方程

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - v - \lambda (f - c_o)^2 \cdot e^{\left| \frac{f}{c_o + \tau} \right|} + \lambda (f - c_b)^2 e^{\left| \frac{f}{c_b + \tau} \right|} \right] \quad (8)$$

式中, c_o 和 c_b 分别是目标区域和背景区域内像素灰度的均值,其计算式为

$$\left. \begin{aligned} c_o &= \frac{\int_{\Omega} f(\chi) H(\varphi) d\chi}{\int_{\Omega} H(\varphi) d\chi} \\ c_b &= \frac{\int_{\Omega} f(\chi) (1 - H(\varphi)) d\chi}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) d\chi} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

2.2 基于最大绝对差加权的 ERCV 模型

传统主动轮廓模型的区域能量权重 λ 是常值,而在曲线演化进程中,曲线的位置和轮廓是持续变化的,目标区域和背景区域内像素灰度差异性随之发生改变,导致目标区域和背景区域能量大小也时刻发生变化。显然,采用常值区域能量权重不够合理,会造成模型的分割效率不高。于是引入目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差来表征目标区域和背景区域内像素灰度差异程度,在曲线演化进程中,能利用其自适应地调节目标区域和背景区域的能量比重,实现曲线的加速演化,提高模型分割效率。因此,将 ERCV 模型中的常值区域能量权重替换为目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差,则加权 ERCV (WERCVC)模型的能量泛函可表示为

$$\begin{aligned} E_{\text{WERCVC}}(\varphi) &= \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| d\chi + v \int_{\Omega} H(\varphi) d\chi + \\ & d_{\max 1} \int_{\Omega} |f(\chi) - c_o|^2 e^{\left| \frac{f(\chi)}{c_o + \tau} \right|} H(\varphi) d\chi + \\ & d_{\max 2} \int_{\Omega} |f(\chi) - c_b|^2 e^{\left| \frac{f(\chi)}{c_b + \tau} \right|} (1 - H(\varphi)) d\chi \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $d_{\max 1}$ 和 $d_{\max 2}$ 分别表示目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差,计算式如下

$$\begin{aligned} d_{\max 1} &= \max \left\{ |f(\chi) - c_o| \mid f(\chi) \in \Omega_o \right\} \\ d_{\max 2} &= \max \left\{ |f(\chi) - c_b| \mid f(\chi) \in \Omega_b \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

利用变分原理和最速下降法求解式(10),则其梯度下降流方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} &= \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - v - d_{\max 1} (f - c_o)^2 \cdot \right. \\ & \left. e^{\left| \frac{f}{c_o + \tau} \right|} + d_{\max 2} (f - c_b)^2 e^{\left| \frac{f}{c_b + \tau} \right|} \right] \end{aligned} \quad (12)$$

利用 WERCVC 模型分割图像时,当目标区域内像素灰度差异性大于背景区域内像素灰度差异性,相应的目标区域能量会大于背景区域能量,同时目标区域内像素灰度的最大绝对差也大于背景区域内像素灰度的最大绝对差,即 $d_{\max 1} > d_{\max 2}$ 。在随后的曲线演化进程中,目标区域能量的比重

大于背景区域能量的比重,目标区域能量起主导作用,加速曲线逼近目标边缘;反之亦然,当背景区域内像素灰度差异性大于目标区域内像素灰度差异性,相应的背景区域能量会大于目标区域能量,同时背景区域内像素灰度的最大绝对差也大于目标区域内像素灰度的最大绝对差,即 $d_{\max 2} > d_{\max 1}$ 。在随后的曲线演化进程中,背景区域能量的比重大于目标区域能量的比重,背景区域能量起主导作用,同样加速曲线逼近目标边缘。

依据上述分析,将 WERCVC 模型的优势总结如下:

(1) 利用 WERCVC 模型分割图像,能获得更准确的分割结果。大部分现有主动轮廓模型是利用欧氏距离来衡量分割图像和原始图像的差异程度并遵守类内方差最小准则来分割图像,干扰区域往往会被误分为目标区域,分割结果不够理想。WERCVC 模型在 CV 模型能量泛函中增加了指数区域能量项,增强了分割图像和原始图像差异性的约束,能更精确地衡量分割图像和原始图像的差异程度,因此 WERCVC 模型能更准确地分割图像。

(2) 利用 WERCVC 模型分割图像,具有更高的分割效率。现有主动轮廓模型中,区域能量权重是常值,不会随着曲线位置和轮廓的变化而发生改变。然而目标区域和背景区域能量的大小同样是时刻变化的,利用常值区域能量权重显然不合理。WERCVC 模型采用目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差作为区域能量权重,能自适应地调节目标区域和背景区域能量的比重,加速曲线逼近目标边缘。因此 WERCVC 模型能更高效地分割图像。

3 试验与结果分析

为了验证提出模型的有效性,分别采用 CV 模型、LRCV 模型、RGECV 模型、CVCE 模型以及提出模型对实际河流 SAR 图像进行了分割试验,并对比、分析了试验结果。试验环境为:CPU 型号为 Intel Core i7-3610QM,主频 2.30 GHz,内存 4 GB,仿真软件 Matlab R2014A,操作系统为 Windows 7。试验图像是由加拿大航天局和 MDA 公司联合研制的 RADARSAT-2 卫星拍摄,该卫星工作波段为 C 波段,分辨率为 3 m,入射角为 $30^\circ \sim 40^\circ$ 。图 1、图 2 为两幅河流 SAR 图像及其 5 种模型的分割结果。其中,图 1(a)、图 2(a)均为原始河流 SAR 图像,图 1(b)~(f)、

图 2(b)–(f) 均分别表示 CV 模型、LRCV 模型、RGECV 模型、CVCE 模型以及提出模型 (WERCV) 的分割结果。相关模型的试验参数为: 在 CV 模型和 RGECV 模型中, $\mu = 0.01 \times 255 \times 255, v = 0, \lambda = 1, \Delta t = 0.1, \epsilon = 1$; 在 LRCV 模型中, $\mu = 0.01 \times 255 \times 255, \lambda = 1, \Delta t = 0.1, \epsilon = 1, \sigma = 3$; 在 CVCE 模型和 WERCV 模型中, $\mu = 0.01 \times 255 \times 255, v = 0, \Delta t = 0.1, \epsilon = 1$ 。

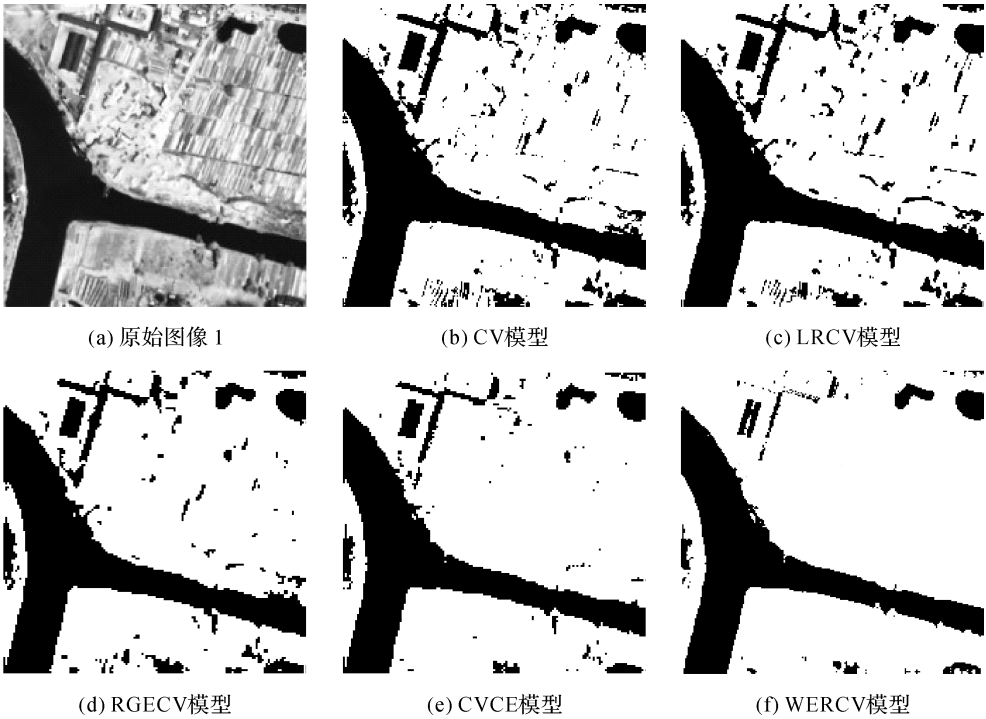


图 1 原始河流 SAR 图像 1 及其 5 种模型的分割结果
Fig.1 The original SAR image of river 1 and its segmentation results by five models

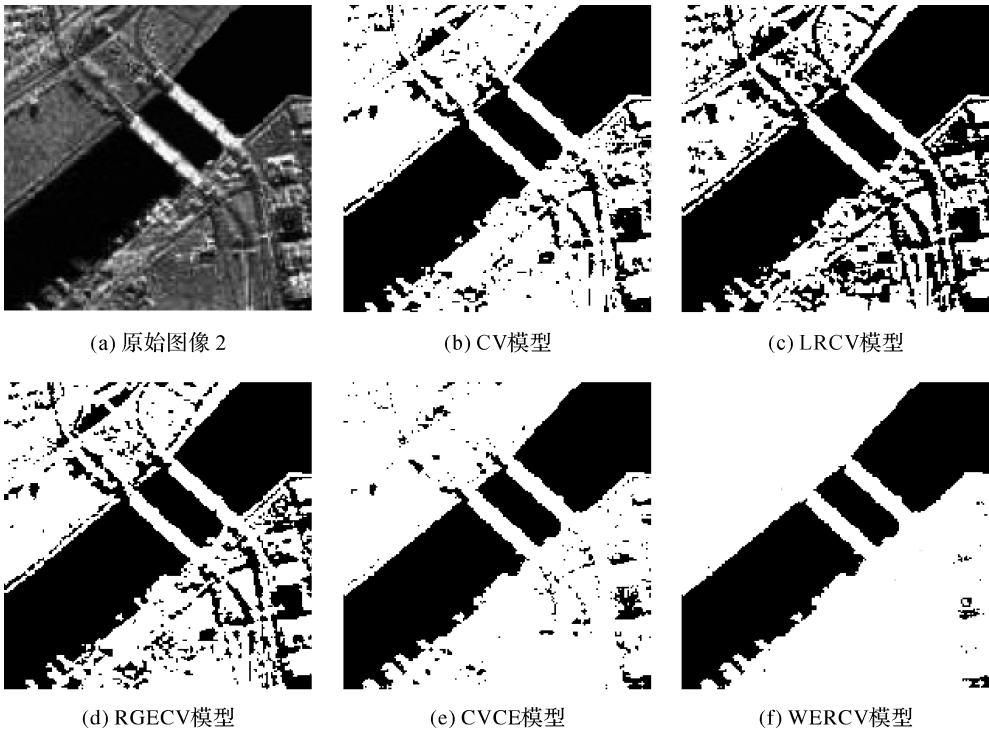


图 2 原始河流 SAR 图像 2 及其 5 种模型的分割结果
Fig.2 The original SAR image of river 2 and its segmentation results by five models

为了更好地对比和分析河流 SAR 图像的分割结果,首先总结了河流 SAR 图像的特征:①河流 SAR 图像主要由河流区域和背景区域组成。河流区域相对较暗,灰度值较低,可将其当做匀质区域;与河流区域相比,背景区域相对较亮,灰度值较高,是非匀质区域。②除前面两区域外,SAR 图像中还存在一些干扰区域,其灰度值与河流区域十分接近,往往会被错分为河流区域。仅依据图像灰度特征,很难将干扰区域和河流区域完全区分出来。

在图 1、图 2 中,图(b)表示 CV 模型的分割结果,显然分割效果并不令人满意,分割图像中还存在一些干扰区域。CV 模型是利用欧氏距离衡量分割图像和原始图像,依据类内方差最小准则分割图像;此外,SAR 图像中的干扰区域灰度与河流区域灰度十分近似。上述两原因导致 CV 模型很难将河流区域和干扰区域完全区分开来。LRCV 模型的分割结果在图(c)中展示,分割效果并不优异。事实上,LRCV 模型可认为是 CV 模型的局部形式,该模型将 CV 模型中的全局区域拟合中心替换为局部区域拟合中心,所以 LRCV 模型能处理非匀质图像。而 SAR 图像中河流区域是匀质区域,背景区域是非匀质区域,利用 LRCV 模型分割 SAR 图像中的河流,结果并不理想,分割效果比 CV 模型差。图(d)表示 RGECV 模型的分割结果。RGECV 模型首先采用倒数灰度熵多阈值方法对 SAR 图像中的河流进行粗分割,粗分割的结果作为二次分割的初始条件。然后将 CV 模型中的 Dirac 函数替换为边缘强度指示函数,利用改进 CV 模型对 SAR 图像中的河流进行细分割。然而 RGECV 模型的分割效果与 CV 模型相差不大,只是在分割效率方面有所提高。图(e)表示 CVCE 模型的分割结果,分割效果好于 CV 模型。与 CV 模型不同,CVCE 模型利用两种区域像素灰度差异性描述准则,即类内方差和交叉熵,来描述河流区域和背景区域内像素灰度的差异程度,能较好地抑制 SAR 图像中干扰区域的影响。因此,CVCE 模型能获得较好的分割结果,但分割图像中仍存在一些干扰区域,分割准确性有待进一步提高。WERCV 模型的分割结果在图(f)中展示,分割效果最佳。WERCV 模型是在 CV 模型能量泛函中添加了指数区域能量项,增强了分割图像和原始图像差异性的约束,能更加精确地衡量分割图像和原始图像的差异程

度。因此,WERCV 模型能很好地抑制干扰区域对分割结果的影响,可以实现 SAR 图像中河流的准确分割。

为了更加客观地比较 5 种模型的分割效果,给出上述 2 幅 SAR 图像的人工分割结果作为参考图像,如图 3 所示。

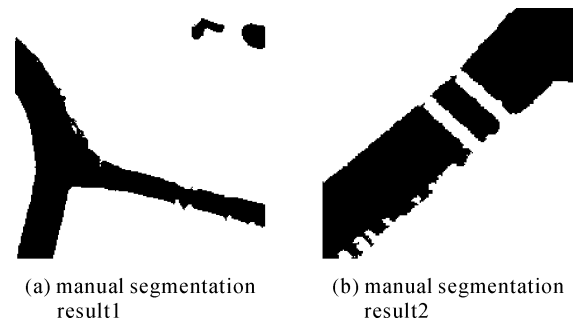


图 3 河流 SAR 图像人工分割结果
Fig.3 Manual segmentation results of SAR images of rivers

选择准确率(Ac)和虚警率(FA)来定量评价 5 种模型的分割效果。准确率和虚警率的计算式如下

$$Ac=\frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \tag{13}$$

$$FA=\frac{FP}{TP+FP} \tag{14}$$

式中,TP 表示正确分割的河流像素;FP 表示错误分割的河流像素;TN 表示正确分割的背景像素;FN 表示错误分割的背景像素。依据式(13)和式(14)计算上述分割结果的准确率和虚警率(见表 1)。

表 1 5 种模型分割结果的准确率和虚警率
Tab.1 The accuracy and false alarm of segmentation results by five models (%)

	图 1	图 2
	准确率/虚警率	准确率/虚警率
CV 模型	89.9/32.0	88.3/25.7
LRCV 模型	89.8/31.9	76.5/41.1
RGECV 模型	91.3/28.6	85.6/30.1
CVCE 模型	94.3/19.5	96.5/9.3
WERCV 模型	98.0/8.6	99.5/1.4

由表 1 可知,本文模型的准确率最高,在 95%以上;虚警率最低,在 10%以下。综合准确率和虚警率 2 个定量评价指标,本文模型在分割效果上有较大优势。

为了更加客观地评价上述 5 种模型的分割效率,将它们的迭代次数和运行时间列于表 2 中。

表 2 5 种模型迭代次数和运行时间

Tab.2 Iterations and running time of five models s

	图 1	图 2
	迭代次数/运行时间	迭代次数/运行时间
CV 模型	105/3.32	95/2.99
LRCV 模型	135/8.92	105/7.26
RGECV 模型	100/2.98	80/2.21
CVCE 模型	145/10.47	120/8.36
WERCVC 模型	45/0.95	35/0.71

依据表 2 可知,CV 模型的迭代次数和运行时间适中。CV 模型目标区域和背景区域的能量权重是常值,不能自适应地调节能量的比重,导致曲线演化较慢,因此 CV 模型分割效率一般。LRCV 模型是 CV 模型的局部形式。该模型将 CV 模型中的全局区域拟合中心替换为局部区域拟合中心,计算量有所增大,因此所需迭代次数和运行时间多于 CV 模型。LRCV 模型的分割效率相对较低。RGECV 模型将 CV 模型中的 Dirac 函数替换为边缘强度指示函数,加速曲线运动到目标边缘。所需迭代次数和运行时间要少于 CV 模型,RGECV 模型的分割效率相对较高。CVCE 模型是 CV 模型和交叉熵模型的结合,利用两种区域像素灰度差异性描述准则来衡量分割图像和原始图像的差异程度,计算量有较程度的增大,因此 CVCE 模型的迭代次数和运行时间最多,分割效率最低。WERCVC 模型是在 CV 模型的能量泛函中增加了指数区域能量项,计算复杂度提升不多。并且还引入目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差作为区域能量权重,替换模型中原有的常值能量权重,能自适应地调节目标区域和背景区域的能量比重,加速曲线逼近目标边缘,很大程度地提高了模型的分割效率。因此,WERCVC 模型所需迭代次数和运行时间最少,分割 SAR 图像中的河流效率最高。

4 结 论

SAR 图像背景区域灰度复杂,是非匀质图像,传统主动轮廓模型难以准确分割 SAR 图像中的河流。针对这一问题,本文提出了一种加权指数区域能量主动轮廓模型,以实现准确的 SAR 图像河流分割。该模型在 CV 模型能量泛函中增加了指数区域能量项,增强了分割图像和原始图像差异性的约束,能更好地衡量分割图像和原始图像的差异程度,提高模型的分割准确性。此外,将

模型中原有的常值区域能量权重替换为目标区域和背景区域内像素灰度的最大绝对差,能自适应地调节目标区域和背景区域的能量比重,加速曲线逼近目标边缘,提高模型的分割效率。试验结果表明:与现有主动轮廓模型相比,提出模型能更快速、准确地分割 SAR 图像中的河流,在分割结果和分割效率两方面均具有优势。本文模型主要适用于水面静止的河流 SAR 图像,图像中河流区域灰度较单一,范围大致在 0~60。另指出本文模型的不足,其在分割图像时,仅利用了全局图像信息,没有考虑局部图像信息,在后续研究工作中将引入局部图像信息,进一步提高模型的分割性能。

参考文献:

[1] 江冲亚,李满春,刘永学.海岸带水体遥感信息全自动提取方法[J].测绘学报,2011,40(3):332-337.
JIANG Chongya, LI Manchun, LIU Yongxue. Full-Automatic Method for Coastal Water Information Extraction from Remote Sensing Image[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(3): 332-337.

[2] 王超,黄凤辰,汤晓斌,等.一种针对复杂背景下高分辨率 SAR 图像河道检测算法[J].遥感技术与应用,2012,27(4):516-522.
WANG Chao, HUANG Fengchen, TANG Xiaobin, et al. A River Extraction Algorithm for High-resolution SAR Images with Complex Backgrounds [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(4): 516-522.

[3] BLAIN C A, LINZELL R, MCKAY P. Simple Methodology for Deriving Continuous Shorelines from Imagery: Application to Rivers[J]. Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering, 2013, 139(5): 365-382.

[4] SUN Jingping, MAO Shiyi. River Detection Algorithm in SAR Images Based on Edge Extraction and Ridge Tracing Techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(12): 3485-3494.

[5] 慎利,唐宏,王世东,等.结合空间像素模板和 Adaboost 算法的高分辨率遥感影像河流提取[J].测绘学报,2013,42(3):344-350.
SHEN Li, TANG Hong, WANG Shidong, et al. River Extraction from the High Resolution Remote Sensing Image Based on Spatially Correlated Pixels Template and Adaboost Algorithm[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(3): 344-350.

[6] 于晓升,吴成东,陈东岳,等.支持向量机和水平集的高分辨率遥感图像河流检测[J].中国图象图形学报,2013,18(6):677-684.
YU Xiaosheng, WU Chengdong, CHEN Dongyue, et al. Using Support Vector Machine and Level Set for River Detection in High Resolution Remote Sensing Image[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(6): 677-684.

[7] CHAN T F, VESE L A. Active Contours without Edges

- [J].IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(2): 266-277.
- [8] 喻金桃,郭海涛,李传广,等.四叉树与多种活动轮廓模型相结合的遥感影像水边线提取方法[J].测绘学报,2016,45(9):1104-1114.DOI:10.11947/j.AGCS.2016.20160037.
- YU Jintao, GUO Haitao, LI Chuanguang, et al. A Waterline Extraction Method from Remote Sensing Image Based on Quad-tree and Multiple Active Contour Model[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(9): 1104-1114.DOI:10.11947/j.AGCS.2016.20160037.
- [9] 孙颖,张新长,罗国玮.从机载激光雷达点云提取建筑物屋顶边界的活动轮廓模型改进方法[J].测绘学报,2014,43(6):620-626,636.DOI:10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0106.
- SUN Ying, ZHANG Xinchang, LUO Guowei. Improved Active Contour Model for Building Roof Boundary Extraction from LiDAR Point Cloud[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(6): 620-626, 636.DOI:10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0106.
- [10] 姜大伟,范剑超,黄凤荣.SAR图像海岸线检测的区域距离正则化几何主动轮廓模型[J].测绘学报,2016,45(9):1096-1103.DOI:10.11947/j.AGCS.2016.20160039.
- JIANG Dawei, FAN Jianchao, HUANG Fengrong. SAR Image Coastline Detection Based on Regional Distance Regularized Geometric Active Contour Models[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(9): 1096-1103.DOI:10.11947/j.AGCS.2016.20160039.
- [11] LI Qiang, DENG Tingquan, XIE Wei. Active Contours Driven by Divergence of Gradient Vector Flow[J]. Signal Processing, 2016(120): 185-199.
- [12] YU Chunyan, ZHANG Weishi, YU Yingying, et al. A Novel Active Contour Model for Image Segmentation Using Distance Regularization Term[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2013, 65(11): 1746-1759.
- [13] VESE L A, CHAN T F. 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.
- [14] MA Zhen, JORGE R N M, TAVARES J M R S. A Shape Guided C-V Model to Segment the Levator Ani Muscle in Axial Magnetic Resonance Images[J]. Medical Engineering & Physics, 2010, 32(7): 766-774.
- [15] LI Bingnan, CHUI C K, CHANGE S, et al. Integrating Spatial Fuzzy Clustering with Level Set Methods for Automated Medical Image Segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1): 1-10.
- [16] HE Chuanjiang, WANG Yan, CHEN Qiang. Active Contours Driven by Weighted Region-Scalable Fitting Energy Based on Local Entropy[J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 587-600.
- [17] LIU Shigang, PENG Yali. A Local Region-Based Chan-Vese Model for Image Segmentation[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2769-2779.
- [18] LIU Weiping, SHANG Yanfeng, YANG Xin. Active Contour Model Driven by Local Histogram Fitting Energy[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(6): 655-662.
- [19] LI Chunming, HUANG Rui, DING Zhaohua, 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.
- [20] DONG Fangfang, CHEN Zengsi, WANG Jinwei. A New Level Set Method for Inhomogeneous Image Segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(10): 809-822.
- [21] ZHOU Sanping, WANG Jinjun, ZHANG Shun, et al. Active Contour Model Based on Local and Global Intensity Information for Medical Image Segmentation[J]. Neurocomputing, 2016(186): 107-118.
- [22] WANG Hui, HUANG Ting-zhu, XU Zongben, et al. An Active Contour Model and Its Algorithms with Local and Global Gaussian Distribution Fitting Energies[J]. Information Sciences, 2014(263): 43-59.
- [23] WANG Hui, HUANG Ting-zhu, XU Zhi, et al. A Two-stage Image Segmentation via Global and Local Region Active Contours[J]. Neurocomputing, 2016, 205: 130-140.
- [24] MONDAL A, GHOSH S, GHOSH A. Robust Global and Local Fuzzy Energy Based Active Contour for Image Segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2016(47): 191-215.
- [25] 吴诗姍,吴一全,周建江,等.利用倒数灰度熵和改进 Chan-Vese 模型进行 SAR 河流图像分割[J].测绘学报,2015,44(11):1255-1262.DOI:10.11947/j.AGCS.2015.20140519.
- WU Shihua, WU Yiquan, ZHOU Jianjiang, et al. SAR River Image Segmentation Based on Reciprocal Gray Entropy and Improved Chan-Vese Model [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(11): 1255-1262.DOI:10.11947/j.AGCS.2015.20140519.
- [26] HAN Bin, WU Yiquan. A Novel Active Contour Model Based on Modified Symmetric Cross Entropy for Remote Sensing River Image Segmentation[J]. Pattern Recognition, 2017(67): 396-409.
- [27] 韩斌,吴一全,宋昱.利用区域信息融合混合活动轮廓模型的河流遥感图像分割[J].中国图象图形学报,2017,22(2):212-224.
- HAN Bin, WU Yiquan, SONG Yu. Segmentation of Remote Sensing Images of Rivers Utilizing a Hybrid Active Contour Model with Regional Information Fusion [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(2): 212-224.

(责任编辑:陈品馨)

收稿日期:2017-03-23

修回日期:2017-07-16

第一作者简介:韩斌(1990—),男,博士生,研究方向为遥感图像处理。

First author: HAN Bin(1990—), male, PhD candidate, majors in remote sensing image processing.

E-mail: 909907566@qq.com

通信作者:吴一全

Corresponding author: WU Yiquan

E-mail: nuaaimage@163.com