

文章编号 1004-924X(2018)03-0698-10

面向遥感图像水域分割的图像熵主动轮廓模型

王 宇¹, 王宝山¹, 王 田², 杨 艺^{2,3*}

(1. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454000;

2. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191;

3. 河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘要:为提高遥感图像水域分割的准确度,结合高分率遥感图像中水域与背景纹理复杂度差异较大的特点,将图像熵引入到 CV 模型中,提出两种图像熵主动轮廓模型用于高分辨率遥感图像的水域分割。其中,针对水域纹理相对简单的遥感图像,在 CV 模型中引入零水平集内的图像熵而构成局部图像熵主动轮廓模型,可以有效降低背景中灰度值与水域近似的区域发生误分,从而提高水域分割的准确度;针对水域纹理相对复杂的遥感图像,在 CV 模型中同时引入零水平集内外图像熵而构成全局图像熵主动轮廓模型,改进了水平集函数进化过程中对灰度信息的依赖,并能使零水平集进化到全局最优,进一步提高了遥感图像中水域分割的准确度。针对高分辨率遥感图像中的湖泊、河流和海域分割对比实验结果表明:局部图像熵主动轮廓模型的分割精确率分别为 90.1%、81.5%和 93.6%,F 值分别为 0.94、0.885 和 0.96;全局图像熵主动轮廓模型的分割精确率分别为 94.5%、85.3%、94.9%,F 值分别为 0.956、0.895、0.967。本文提出的两种图像熵主动轮廓模型均能有效减小背景误分,提高了遥感图像水域分割的准确度。

关键词:遥感图像;水域分割;主动轮廓模型;局部图像熵;全局图像熵

中图分类号:TV211;TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182603.0698

Image entropy active contour models towards water area segmentation in remote sensing image

WANG Yu¹, WANG Bao-shan¹, WANG Tian², YANG Yi^{2,3*}

(1. School of surveying and land information engineering,
Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. School of Automation Science and Electrical Engineering,
Beihang University, Beijing 100191, China;

3. School of Electrical Engineering and Automation,
Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

* Corresponding author, E-mail: yangyi@hpu.edu.cn

Abstract: In order to improve the accuracy of water area segmentation in high resolution remote sensing image, the image entropy was introduced into CV model because there was a quite difference of texture complexities between water area and background, and two active counter models based on

收稿日期:2017-06-23;修订日期:2017-08-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61503017);航空科学基金资助项目(No. 2016ZC51022)

image entropy were proposed in this paper. The image entropy of inside zero level set was adopted in CV model and forms a local image entropy active counter model (LIEACM). This model effectively reduced the incorrect segmentation of background where the gray value approximated to the water area with low texture complexity. For remote sensing image of water area with high texture complexity, the global image entropy active counter model (GIEACM) was proposed, in which, the image entropy of inside and outside of zero level set were employed in CV model simultaneously. GIEACM modifies the fact that the level set function evolution depends on gray value, and the zero level set could evaluate to the global optimal value. The experiments on segmentation the lake, river and sea validate that the segmentation precisions of LIFACM are 90.1%, 81.5% and 93.6%, respectively, the F -measures are 0.94, 0.885 and 0.96, respectively; and for GIEACM, the segmentation precisions are 94.5%, 85.3% and 94.9%, respectively, the F -measures are 0.956, 0.895 and 0.967, respectively. The two image entropy active contour models proposed by this paper improve the water area segmentation accuracy in remote sensing image effectively.

Key words: remote sensing image; water area segmentation; active contour model; local image entropy; global image entropy

1 引言

遥感图像是获取地表水资源信息的重要来源之一。如何对高分辨率遥感图像中的水域进行准确分割,实现水域面积的快速统计,在水资源勘测、旱涝灾害监测与防治、水资源调配、流域治理等方面具有极其重要的意义。

从光学图像处理角度出发,水域轮廓复杂且无规则,并存在照度不均、水域浑浊、大面积油渍等干扰,这给高分辨率遥感图像水域的精确分割带来了巨大挑战。

目前,遥感图像分割方法大体上可分为3种:阈值分割、基于边缘信息的分割^[1-2]和基于区域信息的分割^[3-6]。其中,阈值分割是通过分析遥感图像灰度或其他特征信息(如对比度、相关性、信息熵等),选用合适的阈值对图像实现分割。基于边缘信息的分割方法是通过边缘检测算子(如梯度算子)获取遥感图像的边缘信息,从而实现目标分割。基于区域信息的分割方法是通过统计区域内像素的相关特征,并通过对应的判断标准决定像素点的归属。

主动轮廓模型(Active Contour Model, ACM)能通过闭合分割曲线的进化实现对目标的精确分割,已在数字图像处理中得到了广泛应用^[7-12]。主动轮廓模型将某一闭合曲线看作是能量泛函的变量,而目标分割则是在一定约束条件

下求解使能量泛函最小化的闭合曲线。通常情况下能量泛函由闭合曲线的内外两部分构成,因此引入水平集函数可以方便地将整个图像分为曲线内外两部分,为能量泛函中闭合曲线的进化提供了显性的代数表达形式。

主动轮廓模型的研究工作主要围绕着如何建立合理的能量泛函展开,并经历了从边缘检测模型到区域信息统计模型的发展过程。其中著名的模型包括:CV模型^[7]、Snake模型^[8]和Geodesic模型^[9]。Snake模型和Geodesic模型在能量泛函中均引入了梯度信息作为边缘检测项,当检测到图像梯度跳变时即停止闭合曲线的进化,这使得该类模型只能检测目标的外边缘,而对内边缘却无效。若目标边缘不明显(即边缘梯度较小),有可能使得这类模型失效。CV模型是基于区域信息的主动轮廓模型,通过统计封闭曲线内外像素的灰度信息使得能量泛函最小。该模型避免了对图像梯度信息的依赖,封闭曲线进化结果对初始值不敏感,且可以检测目标的内部边缘,是一种十分成功的图像分割算法。因此, CV模型迅速被广泛应用于各类图像的分割。人们对 CV模型的研究也不断的深入,并针对不同的图像提出多种改进算法。如文献[11]针对灰度不均图像提出的基于局部灰度聚类特性的 CV改进模型;文献[13]结合图像梯度信息提出选择二值化及高斯滤波正则水平集方法;文献[14]提出基于卷积神经网络自

适应参数主动轮廓模型等。

根据主动轮廓模型的优势,并针对遥感图像不同分割目标的特点,科研人员逐步将主动轮廓模型引入遥感图像目标分割。文献[15]提出一种改进主动轮廓模型实现检测全景海域图像中的椭圆海天线。文献[16]提出一种基于区域的正则化几何主动轮廓模型用于海岸线分割,以应对 SAR 图像中的不规则相干噪声的影响。其核心思想是通过建立主动轮廓模型中表征区域的系数与等效视数之间的非线性关系,并依此调节区域系数以提高分割准确性。文献[17]针对遥感图像的河流图像分割提出一种基于对称交叉熵的主动轮廓模型。该模型的外部能量项由对称交叉熵构成,而区域滤波中心则由内部像素灰度的中位值代替,以提高河流分割的准确性。文献[18]为监控青藏高原湖泊资源,对高分二号遥感图像采用 CV 主动轮廓方法实现水域分割。

然而,在主动轮廓模型中水平集函数进化的依据是图像的灰度值。这常常导致遥感图像背景(即非水域)中某些与水域灰度值相似的区域被误分。为此,本文结合高分辨率遥感图像中背景和区域间纹理复杂度差异较大的特点,将局部图像熵和全局图像熵引入 CV 模型,提出两种基于图像熵的主动轮廓模型,有效地避免了高分辨率遥感图像背景的误分,提高了遥感图像水域分割的准确度。

2 图像分割主动轮廓模型

主动轮廓模型首先在图像中定义一个能量泛函,而分割闭合曲线是该能量泛函的自变量函数,目标的分割过程则是对能量泛函极小化及自变量函数寻优的过程。

定义图像域 Ω 为有界闭集 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$, 图像域中像素位置为 (x, y) , 图像灰度 I 可表示为图像域的实数映射, $I(x, y): \Omega(x, y) \rightarrow \mathbf{R}$; 设 $C(x, y)$ 为闭合进化曲线, $C(x, y) \subset \Omega$ 。构建能量泛函如下:

$$E = \iint_{\Omega} F(C(x, y)) dx dy, \quad (1)$$

式中 $F(C(x, y))$ 是关于灰度图像 I 的函数。主

动轮廓模型的核心思想是通过合理设置函数 $F(C(x, y))$, 使得当 E 最小化时 $C(x, y)$ 对应于分割目标的边缘, 即 $C^*(x, y) = \underset{C(x, y)}{\operatorname{argmin}}(E)$ 时完成目标分割。

著名的 CV 模型^[7]构建的能量泛函如下所示:

$$E = \mu_1 L(C) + \mu_2 A(C) + \lambda_1 \iint_{\Omega_{in}} |I - \theta_{in}|^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_{out}} |I - \theta_{out}|^2 dx dy, \quad (2)$$

式中: $L(C)$ 表示闭合曲线 $C(x, y)$ 的长度, $A(C)$ 表示闭合曲线 $C(x, y)$ 所包围的面积, Ω_{in} 和 Ω_{out} 分别表示闭合曲线 $C(x, y)$ 内部和外部的区域; $\mu_1 \geq 0$ 、 $\mu_2 \geq 0$ 、 $\lambda_1 > 0$ 、 $\lambda_2 > 0$; θ_{in} 、 θ_{out} 分别表示闭合曲线 $C(x, y)$ 内外图像的灰度均值。

引入水平集方法,将式(2)中的所有项统一到水平集函数中。

定义:若 $\phi(x, y)$ 是图像域 Ω 内的水平集函数, $\phi(x, y): \Omega(x, y) \rightarrow \mathbf{R}$, $\phi(x, y)$ 是 Lipschitz 函数,则 $C(x, y)$ 是 $\phi(x, y)$ 的零水平集,且有如下表达式:

$$\begin{cases} \phi(x, y) > 0, (x, y) \in \Omega_{in} \\ \phi(x, y) = 0, (x, y) \in C(x, y) \\ \phi(x, y) < 0, (x, y) \in \Omega_{out} \end{cases} \quad (3)$$

封闭曲线 $C(x, y)$ 的进化过程转变成成为水平集函数 $\phi(x, y)$ 的进化。为将式(2)中的两个积分范围统一到整幅图像域,引入 Heaviside 函数

$H(z)$ 和 Dirac 函数 $\delta(z) = \frac{dH(z)}{dz}$, 其中:

$$H(z) = \begin{cases} 1, z \geq 0 \\ 0, z < 0 \end{cases} \quad (4)$$

则式(2)可表示为:

$$E = \mu_1 \iint_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \mu_2 \iint_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |I - \theta_{in}|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |I - \theta_{out}|^2 (1 - H(\phi)) dx dy, \quad (5)$$

式中: ∇ 表示梯度算子,且 $|\nabla \phi| = \sqrt{\phi_x^2 + \phi_y^2}$, $\phi_x = \frac{\partial \phi(x, y)}{\partial x}$, $\phi_y = \frac{\partial \phi(x, y)}{\partial y}$ 。为表述简单,在后续的算式中 $\phi(x, y)$ 均简化为 ϕ 。

为了通过 ϕ 不断进化使能量泛函 E 最小化,可固定 θ_{in} 和 θ_{out} ,并求解 E 关于 ϕ 的最小值。根据变分学,对式(5)求 Gâteaux 导数,并采用梯度下降流的方法可得水平集函数的进化表达式为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu_1 \operatorname{div} \left[\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] - \mu_2 \right] + \delta(\phi) (-\lambda_1 (I - \theta_{in})^2 + \lambda_2 (I - \theta_{out})^2) \quad (6)$$

式中, $\operatorname{div}(\cdot)$ 表示散度, θ_{in} 和 θ_{out} 可根据下列表达式求得:

$$\theta_{in} = \frac{\iint_{\Omega} I(x, y) H(\phi) dx dy}{\iint_{\Omega} H(\phi) dx dy}, \quad (7)$$

$$\theta_{out} = \frac{\iint_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\iint_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy}.$$

当能量泛函达到最小时,零水平集到达目标的边缘。由式(6)可知,CV 模型中水平集函数的进化过程是基于图像的灰度值。该方法对背景简单且目标灰度同质的图像有效。但是遥感图像中水域目标背景的灰度分布十分复杂,CV 模型严重依赖遥感图像的灰度值,这使得很多与水域灰度相似的背景像素被分割为水域,造成分割不准确,影响水域统计信息的准确性。因此本文在 CV 模型的基础上引入图像熵,提出两种基于图像熵的主动轮廓模型,以修正 CV 模型对图像灰度的过度依赖。

3 图像熵主动轮廓模型

图像的信息熵可以表征图像灰度的分布特性,指示图像的纹理复杂度,是图像纹理特征的重要指标。定义如下:

$$\Gamma = - \sum_{i=0}^N P_i \log_2 P_i, \quad (8)$$

式中: N 表示图像中灰度等级; P_i 表示灰度值为 i 的像素在图像中所占的百分比, $0 < P_i \leq 1$ 。由此可知,图像中的灰度等级越多,对应的纹理信息越丰富,则图像熵越大;反之图像熵越小。

遥感图像中水域的灰度等级相对较少,对应

的纹理特征相对简单。而在背景区域中,由于植被、建筑及其它地表特征的影响,使得灰度等级较多,对应的纹理特征则十分复杂。如何有效地利用遥感图像中水域和背景纹理特征的区别,并有效融入 CV 模型中的水平集函数进化,构成了本文的研究重点。对此,提出了局部图像熵主动轮廓模型(Local Image Entropy Active Counter Model, LIEACM)和全局图像熵主动轮廓模型(Global Image Entropy Active Counter Model, GIEACM)。

3.1 局部图像熵主动轮廓模型

遥感图像中水域的纹理复杂度小于背景,根据图像熵表达式(8)可知,水域内的图像熵也小于背景。构建图像熵的能量泛函,当零水平集内包围有背景时,则能量泛函较大;当仅包围水域时,则能量泛函较小。能量泛函的进化方向为零水平集内图像熵的下降方向,该方向与 CV 模型中能量泛函趋向最小的进化方向保持一致。因此,在 CV 模型的能量泛函中引入零水平集内的图像熵,经过水平集函数的进化则可以有效避免背景区域的误分。

封闭曲线内的局部图像熵主动轮廓模型如下式所示:

$$E = \mu_1 L(C) + \mu_2 A(C) + \lambda_1 \iint_{\Omega_{in}} |I + \alpha_1 \Gamma_{in} - \rho_{in}|^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_{out}} |I - \rho_{out}|^2 dx dy \quad (9)$$

式中: $\mu_1 \geq 0, \mu_2 \geq 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0, \alpha_1 \geq 0$, Γ_{in} 表示闭合曲线 $C(x, y)$ 内的图像熵, $L(C)$ 表示闭合曲线 $C(x, y)$ 的长度, $A(C)$ 表示闭合曲线 $C(x, y)$ 包含的面积, ρ_{in} 和 ρ_{out} 分别表示闭合曲线 $C(x, y)$ 内外区域有关的参数。

引入水平集方法,定义水平集函数 $\phi(x, y)$ 如式(3)所示,并采用规范化的 Heaviside 函数和 Dirac 函数:

$$H_{\epsilon}(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left[\frac{z}{\epsilon} \right] \right], \quad (10)$$

$$\delta_{\epsilon}(z) = \frac{\epsilon}{(\epsilon^2 + z^2)\pi}, \quad (11)$$

式中, ϵ 表示趋近于 0 的正实数,有 $\frac{dH_{\epsilon}(z)}{dz} =$

$\delta(\varepsilon)$, 则式(9)应用水平集函数可表示为:

$$E = \mu_1 \iint_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla\phi| dx dy + \mu_2 \iint_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 H_{\varepsilon}(\phi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |I - \rho_{out}|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy \quad (12)$$

式中 ρ_{in} 和 ρ_{out} 的求解方法如下所示:

$$\rho_{in} = \frac{\iint_{\Omega} (\alpha_1 \Gamma_{in} + I) H_{\varepsilon}(\phi) dx dy}{\iint_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx dy} \quad (13)$$

$$\rho_{out} = \frac{\iint_{\Omega} I(1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy}{\iint_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy}$$

为使能量泛函 E 随着水平集函数 ϕ 的进化达到最小, 固定 Γ_{in} 、 ρ_{in} 、 ρ_{out} , 且通过式(12)求得在 ϕ 的变分为 $\Delta\phi$ 情况下, E 的变分为:

$$\Delta E = \iint_{\Omega} \Delta\phi \left[\frac{\partial F}{\partial \phi} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial F}{\partial \phi_x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial F}{\partial \phi_y} \right) \right] dx dy \quad (14)$$

式中,

$$F = \mu_1 \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla\phi| + \mu_2 H_{\varepsilon}(\phi) + \lambda_1 |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 H_{\varepsilon}(\phi) + \lambda_2 |I - \rho_{out}|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) \quad (15)$$

则可得:

$$\Delta E = \iint_{\Omega} \Delta\phi \delta_{\varepsilon}(\phi) \Theta dx dy \quad (16)$$

式中,

$$\Theta = -\mu_1 \operatorname{div} \left[\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right] + \mu_2 + \lambda_1 |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 - \lambda_2 |I - \rho_{out}|^2 \quad (17)$$

一般情况下, 当 $\Delta E = 0$ 时, E 为最小值。但是 $\Delta E = 0$ 对应的方程难以求得解析解。因此, 引入梯度下降流方法, 即 E 随 ϕ 的进化而减小。则有当 $\Delta E \leq 0$ 时, E 通过 ϕ 的进化能收敛到最优值。设变分 $\Delta\phi$ 是在时间 t_{ε} 内的微扰, 即 $\Delta\phi = \frac{\partial\phi}{\partial t} t_{\varepsilon}$ 。则通过(16)可知, 当下式成立时, 能使 $\Delta E \leq 0$ 成立。

采用梯度下降流时水平集函数的进化规则如

式(18)所示:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = -\delta_{\varepsilon}(\phi) \Theta$$

$$\delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu_1 \operatorname{div} \left[\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right] - \mu_2 \right] + \delta_{\varepsilon}(\phi) (-\lambda_1 |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 + \lambda_2 |I - \rho_{out}|^2) \quad (18)$$

根据上述推导可知, 水平集函数的进化过程采用迭代方式进行, 其中的累积误差容易造成零水平集曲线提取错误, 使得分割不准确。因此, 在水平集函数进化过程中需要不断对水平集函数重新初始化。为了避免该问题, 在能量泛函中引入如式(19)所示的进化惩罚项^[19], 在进化过程中, 保证水平集函数可微, 并始终保持 $|\nabla\phi| = 1$, 避免水平集函数的重复初始化。

$$P(\phi) = \iint_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy \quad (19)$$

根据式(19)、(12), 图像熵主动轮廓模型如下式(20)所示, 其中 $\omega > 0$ 。

$$E = \omega \iint_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy + \mu_1 \iint_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla\phi| dx dy + \mu_2 \iint_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 H_{\varepsilon}(\phi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |I - \rho_{out}|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy \quad (20)$$

采用梯度下降流方法, 水平集函数的进化规则为:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \omega \left[\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left[\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right] \right] + \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu_1 \operatorname{div} \left[\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right] - \mu_2 \right] + \delta_{\varepsilon}(\phi) (-\lambda_1 |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 + \lambda_2 |I - \rho_{out}|^2) \quad (21)$$

式中 $\nabla^2 \phi = \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2}$ 。

水平集函数进化表达式中, 各参数的选择应根据不同的目标类型进行调整。 ω 用于修正零水平集曲线, 避免水平集函数重复初始化, 一般取值较小。 μ_1 、 μ_2 分别是零水平集曲线的长度和包围面积的系数, 需要根据分割标准做适当权重调整,

在水域分割中,认为水域的周长和面积同等重要,因此实验中常选用 0.5。 λ_1 和 λ_2 代表零水平集内外两部分能量的权重,一般选择 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 。 α_1 为零水平集内部图像熵权重,在遥感图像中水域和背景的纹理差异较大,为突出水域图像熵较低的特性,可将 α_1 设置为较大的值。

3.2 全局图像熵主动轮廓模型

局部图像熵主动轮廓模型通过引入闭合曲线内的图像熵,作为灰度信息的补充,引导水平集函数进化。其前提条件是遥感图像中水域的纹理信息较为简单。然而,在遥感图像获取的过程中,成像噪声、光照不均及油渍等使得水域表面仍然存在大量的纹理特征。采用主动轮廓模型分割水域时需要考虑零水平集内外两个部分的纹理特征。为此,本文提出一种全局图像熵主动轮廓模型,如式(22)所示。

$$E = \mu_1 \iint_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \mu_2 \iint_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 H_{\epsilon}(\phi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |\alpha_2 \Gamma_{out} + I - \rho_{out_1}|^2 (1 - H_{\epsilon}(\phi)) dx dy \quad (22)$$

式中： $\mu_1 \geq 0$, $\mu_2 \geq 0$, $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\alpha_2 \geq 0$, Γ_{in} , Γ_{out} 分别表示闭合曲线 $C(x, y)$ 内外的图像熵, ρ_{in} 的求解方法如式(13)所示, ρ_{out_1} 的求解方法如式(23)所示。

$$\rho_{out_1} = \frac{\iint_{\Omega} (\alpha_2 \Gamma_{out} + I) (1 - H_{\epsilon}(\phi)) dx dy}{\iint_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\phi)) dx dy} \quad (23)$$

全局图像熵进化原理如图 1 所示。黑色闭合曲线为进化的零水平集。设图中的圆形区域为分割目标,并且目标图像熵为 Γ_t ,背景图像熵为 Γ_b ,目标与背景同时存在时图像熵为 Γ_{tb} ,有

$$\Gamma_t < \Gamma_b < \Gamma_{tb} \quad (24)$$

借助 CV 主动轮廓模型的进化原理可知,零水平集进化过程中的图像熵为:

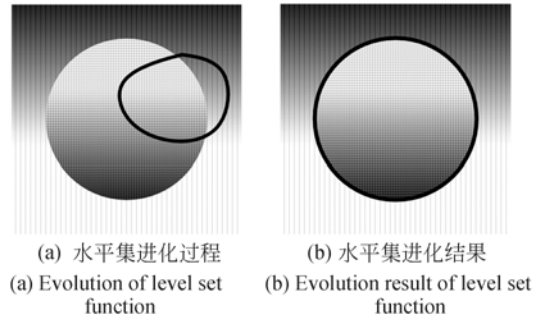


图 1 基于图像熵的水平集函数进化过程
Fig. 1 Level set function evolution based on image entropy

$$\Gamma = \begin{cases} \Gamma_t + \Gamma_{tb}, & \text{零水平集处于目标内} \\ \Gamma_b + \Gamma_{tb}, & \text{零水平集处于背景内} \\ \Gamma_t + \Gamma_b, & \text{零水平集处于目标边缘} \end{cases} \quad (25)$$

由式(24)和(25)可知,只有当零水平集曲线恰好处于遥感图像中水域边沿时,全局图像熵最小。因此,在 CV 模型中引入全局图像熵,随着水平集函数的进化,当能量泛函降到最小时,全局图像熵和像素灰度值的相关性均降到最低,避免了局部最优的情况。

值得注意的是, CV 模型的水平集进化以图像灰度为基础。设目标平均灰度值为 G_t ,背景平均灰度值为 G_b ,目标和背景同时存在的灰度值为 G_{tb} ,则有 $\min\{G_t, G_b\} \leq G_{tb} \leq \max\{G_t, G_b\}$,这与图像熵的关系(24)不同。

同样在能量泛函中引入如式(19)所示的惩罚项避免水平集函数的重复初始化,则全局图像熵主动轮廓模型如式(26)所示,其中 $\omega > 0$ 。

$$E = \omega \iint_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy + \mu_1 \iint_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \mu_2 \iint_{\Omega} H_{\epsilon}(\phi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |\alpha_1 \Gamma_{in} + I - \rho_{in}|^2 H_{\epsilon}(\phi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |\alpha_2 \Gamma_{out} + I - \rho_{out_1}|^2 (1 - H_{\epsilon}(\phi)) dx dy \quad (26)$$

则采用梯度下降流方法,水平集函数的进化规则为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= \omega \left[\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left[\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] \right] + \\ \delta_\varepsilon(\phi) &\left[\mu_1 \operatorname{div} \left[\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] - \mu_2 \right] + \\ \delta_\varepsilon(\phi) &(-\lambda_1 |\alpha_1 \Gamma_{\text{in}} + I - \rho_{\text{in}}|^2) + \\ \delta_\varepsilon(\phi) &(\lambda_2 |\alpha_2 \Gamma_{\text{out}} + I - \rho_{\text{out}_1}|^2) \end{aligned} \quad (27)$$

式中 α_2 是零水平集的外部图像熵权值,在遥感图像水域分割中,认为零水平集内外的图像熵同等重要,因此设置 $\alpha_1 = \alpha_2$ 。其余参数的设置原则与 3.1 节中相同。

4 实验及结果分析

为了验证本文提出的图像熵主动轮廓模型对高分辨率遥感图像水域分割的有效性,针对高分辨率遥感图像中湖泊、河流和海域 3 种不同类型水域,采用 CV 模型、K-means、局部图像熵主动轮廓模型(LIEACM)、全局图像熵主动轮廓模型(GIEACM)等 4 种分割算法实现水域分割,并采用召回率(Recall Rate)、精确率(Precision Rate)和 F 值(F-measure)来评价分割结果,其计算方式如下所示

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{SW_r}{SW_r + IW_u} \\ \text{Precision} &= \frac{SW_r}{SW_r + SW_w} \\ \text{F-measure} &= \frac{2\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \end{aligned} \quad (28)$$

式中: SW_r 表示分割结果中水域分割正确的像素点数, IW_u 表示图像中未被分割的水域像素点数, SW_w 表示分割结果中背景误分为水域的像素点数。召回率表示被分割为水域的像素点与实际水域像素点的比率,过高的召回率意味背景误分发生的可能性更高。精确度表示被正确分割为水域的像素点与所有分割为水域的像素点的比率,较高的精确率表明在遥感图像中分为水域的像素点的正确率较高。F 值是召回率和精确率的一致性表达式,F 值较高表明在精确率较高的情况下召回率也较高,即表明实际的分割准确度较高,在实际应用中具有指导意义。

K-means 分割代码来自于参考文献[20]。遥感图像中 3 种不同类型水域的真值均通过手动标注获得。实验参数设置为: $\omega = 0.1$, $\lambda_1 = 1$, $\lambda_2 = 1$, $\mu_1 = 0.5$, $\mu_2 = 0.5$, $\alpha_1 = 3$, $\alpha_2 = 3$ 。

(1)湖泊水域分割实验采用安阳市 2015 年 7 月 25 日的高分二号遥感图像,分辨率 0.8 m。对比实验结果如图 2 和图 3 所示。

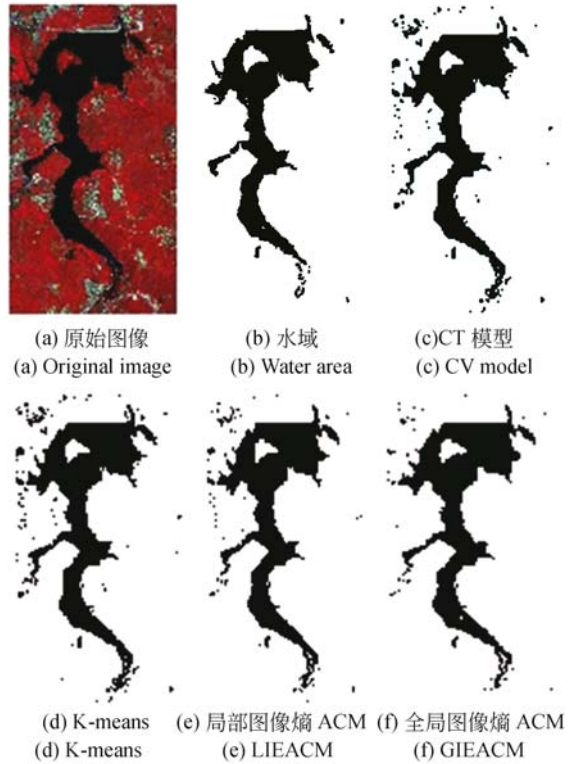


图 2 遥感图像湖泊水域分割实验结果

Fig. 2 Experiment result of lake segmentation in remote sensing image

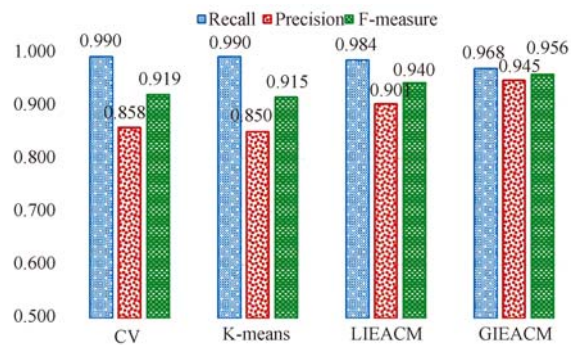


图 3 遥感图像湖泊水域分割准确度对比

Fig. 3 Accuracy comparison of lake segmentation in remote sensing image

(2)河流水域分割实验采用福州市 2014 年 6 月 14 日资源三号遥感图像,分辨率 2.1 m。对比实验如图 4 和图 5 所示。

(3)海域分割实验采用深圳市 2013 年 12 月 23 日资源三号遥感图像,分辨率 2.1 m。对比实

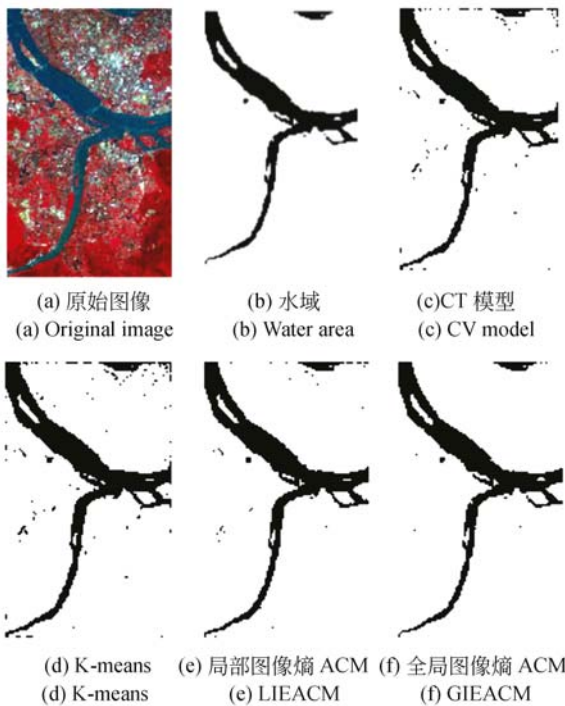


图 4 遥感图像河流水域分割实验结果

Fig. 4 Experiment result of river segmentation in remote sensing image

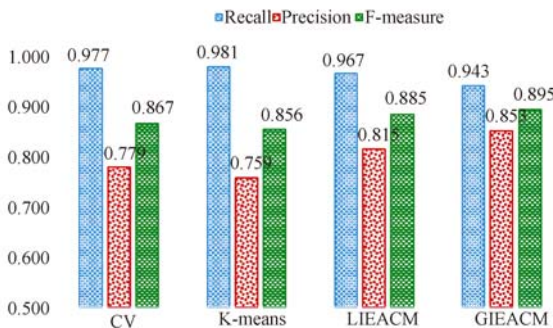


图 5 遥感图像河流水域分割准确度对比

Fig. 5 Accuracy comparison of river segmentation in remote sensing image

验结果如图 6 和图 7 所示。

由于 CV 模型和 K-means 聚类对图像灰度值的依赖度最高,造成了背景中灰度值与水域近似而被误分情况,因此 CV 模型和 K-means 算法的召回率都比较高,同时精确率和 F 值均较低。

本文提出的局部图像熵和全局图像熵主动轮廓模型,让零水平集内外的图像熵参与水平集函数的进化,减缓了 CV 模型对图像灰度的依赖程度,因此两种图像熵主动轮廓模型均较好的避免

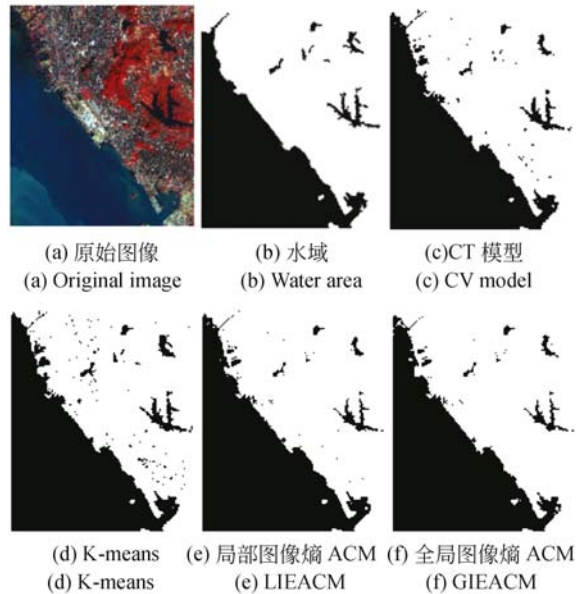


图 6 遥感图像海域分割实验结果

Fig. 6 Experiment result of sea segmentation in remote sensing image

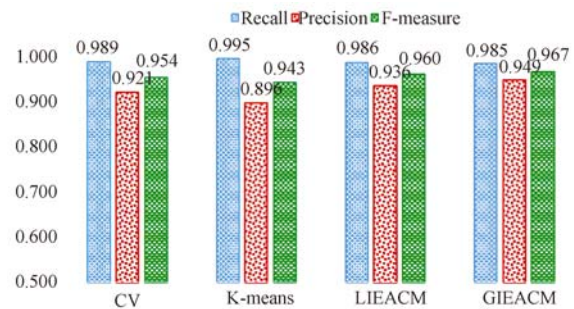


图 7 遥感图像海域分割准确度对比

Fig. 7 Accuracy comparison of sea segmentation in remote sensing image

了将纹理复杂的背景区划分为水域的问题,在 3 种不同类型水域分割实验中均获得了较好的精确率和 F 值。

由于全局图像熵主动轮廓模型兼顾零水平集内外两部分的图像熵,可使零水平集进化到全局最优,在 3 种不同类型的遥感图像水域分割中均获得最高的精确率和 F 值。因此,全局图像熵主动轮廓模型的水域分割准确度最高。

5 结 论

本文针对高分辨率遥感图像中水域高精度分割的技术需求,在分析遥感图像水域和背景

特性的基础上,结合主动轮廓模型分割准确度高的特点,将图像熵引入 CV 模型,提出局部图像熵和全局图像熵两种主动轮廓模型,以降低遥感图像背景的误分,提高水域分割的准确度。文中对两种图像熵主动轮廓模型的进化机理做了详细介绍,并在实际的高分辨率遥感图像中开展了对比实验。实验结果表明,本文提出的两种图像熵主动轮廓模型能精确分割遥感图像中的水域,相对于 CV 模型和 K-means 算法能降低召回率,提高分割的精确率和 F 值。其中,全局图像熵主动轮廓模型对海域分割的准确度最

高:召回率降低到了 98.5%,精确率达到了 94.9%,而 F 值达到了 0.967,表明该方法能获得最高的分割准确度。

遥感图像中地物分布复杂无序,而水域信息相对简单,这使得分割目标和背景间图像熵差异较大,因此,在 CV 模型中引入图像熵能有效地提高水域分割的准确度。该思路可被应用到其他特定地物目标的分割。但值得注意的是,该地物目标与背景的图像熵需要有明显差异。如何实现目标与背景低差异化条件下的遥感图像分割是后续将要开展的研究工作。

参考文献:

- [1] 张建廷,张立民. 结合光谱和纹理的高分辨率遥感图像分水岭分割[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2017, 42(4): 449-455, 467.
ZHANG J T, ZHANG L M. A watershed algorithm combining spectral and texture information for high resolution remote sensing image segmentation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(4): 449-455, 467. (in Chinese)
- [2] GAETANO R, MASI G, POGGI G, *et al.*. Marker-controlled watershed-based segmentation of multi-resolution remote sensing images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(6): 2987-3004.
- [3] SONG H H, HUANG B, ZHANG K H. A globally statistical active contour model for segmentation of oil slick in SAR imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(6): 2402-2409.
- [4] 王玉,李玉,赵泉华. 可变类多光谱遥感图像分割[J]. 遥感学报, 2016, 20(6): 1381-1390.
WANG Y, LI Y, ZHAO Q H. Integration of multi-spectral remote-sensing image segmentation with unknown number of classes[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(6): 1381-1390. (in Chinese)
- [5] 李玉,徐艳,赵雪梅,等. 利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割[J]. 光学精密工程, 2017, 25(2): 509-518.
LI Y, XU Y, ZHAO X M, *et al.*. Multispectral image segmentation by fuzzy clustering algorithm used Gaussian mixture model[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(2): 509-518. (in Chinese)
- [6] 温奇,王薇,李苓苓,等. 高分辨率遥感影像的平原建成区提取[J]. 光学精密工程, 2016, 24(10): 2557-2564.
WEN Q, WANG W, LI L L, *et al.*. Extraction of built-up area in plain from high resolution remote sensing images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(10): 2557-2564. (in Chinese)
- [7] CHAN T, VESE L. An active contour model without edges[C]. *Scale-Space Theories in Computer Vision*, Springer, 1999, 1682: 141-151.
- [8] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [9] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [10] NIU S J, CHEN Q, DE SISTERNES L, *et al.*. Robust noise region-based active contour model via local similarity factor for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61: 104-119.
- [11] LI CH M, GORE J C, DAVATZIKOS C. Multiplicative intrinsic component optimization (MICO) for MRI bias field estimation and tissue segmentation[J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2014, 32(7): 913-923.
- [12] 刘建磊,隋青美,朱文兴. 结合概率密度函数和主动轮廓模型的磁共振图像分割[J]. 光学精密工程, 2014, 22(12): 3435-3442.
LIU J L, SUI Q M, ZHU W X. MR image segmentation based on probability density function and active contour model[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(12): 3435-3442. (in Chinese)
- [13] ZHANG K H, ZHANG L, SONG H H, *et al.*. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set meth-

- od[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(4): 668-676.
- [14] HOOGI A, SUBRAMANIAM A, VEERAPANE NI R, et al. Adaptive estimation of active contour parameters using convolutional neural networks and texture analysis[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(3): 781-791.
- [15] 苏丽, 吴俊杰, 庞迪. 基于改进主动轮廓模型的全景海天检测[J]. *光学学报*, 2016, 36(11): 1115003.
- SU L, WU J J, PANG D. Panoramic sea-sky-line detection based on improved active contour model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(11): 1115003. (in Chinese)
- [16] 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.
- JIANG D W, FAN J CH, HUANG F R. SAR image coastline detection based on regional distance regularized geometric active contour models[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016, 45(9): 1096-1103. (in Chinese)
- [17] HAN B, WU Y Q. A novel active contour model based on modified symmetric cross entropy for remote sensing river image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 67: 396-409.
- [18] TIAN B S, LI ZH, ZHANG M M, et al. Mapping thermokarst lakes on the Qinghai-Tibet Plateau using nonlocal active contours in Chinese GaoFen-2 multispectral imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(5): 1687-1700.
- [19] LI C M, XU CH Y, GUI CH F, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [20] ALIREZA. K-means, mean-shift and normalized-cut segmentation [EB/OL]. (2015-08-27). <http://cn.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/52698-k-means-mean-shift-and-normalized-cut-segmentation>.

作者简介:



王宇(1978—),女,河南焦作人,博士,讲师。2002年于河南农业大学获学士学位,2008年于河南理工大学获得硕士学位。主要从事遥感图像处理、土地利用规划等方面的研究工作。E-mail:wangyu@hpu.edu.cn



王田(1987—),男,湖北孝感人,博士,讲师,2007年、2010年分别于西安交通大学获学士、硕士学位,2014年于法国特鲁瓦科技大学获得博士学位。主要从事数字图像处理、模式识别等领域研究。E-mail:wangtian@buaa.edu.cn

导师简介:



王宝山(1960—),男,河南温县人,教授,博士生导师,1982年于焦作矿业学院获学士学位,1986年于武汉测绘科技大学或硕士学位,2006年于解放军测绘学院获博士学位。现任河南理工大学继续教育学院院长,主要从事测绘工程、GIS方面的研究。E-mail:wangbs@hpu.edu.cn