

Split Bregman 算法在遥感图像边缘检测中的应用研究

景雨 刘建鑫 刘朝霞 李绍华

(大连外国语学院软件学院 大连 116044)

摘要 针对基于水平集的边缘检测方法抗噪性能差,处理模糊边界和灰度不均匀性的能力弱,计算效率低,边缘检测结果的精确性极大程度上依赖于初始轮廓的位置且曲线演化易陷入极小值等问题,提出一种基于全局最优凸函数变分模型和 Split Bregman 数字最小化的边缘检测方法。该方法首先根据 CV 模型的构造原理,并利用 Chan 的全局最优优化思想,构造了一个通用的可以获得全局最优解的凸函数变分模型;在曲线演化和数字最小化迭代过程中,引入了基于 Split Bregman 的快速迭代算法,可以使曲线在克服噪声等问题的影响下快速、准确、稳定地演化到目标的边界处。实验结果证明了提出的边缘检测方法既具有较高的计算效率,能够满足遥感图像边缘检测对实时性的要求,同时也具有较高的边缘检测精度和良好的普适性。

关键词 边缘检测,主动轮廓模型,遥感图像,Split Bregman 算法

中图分类号 TP751 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.056

Application Research on Split Bregman Algorithm in Edge Detection of Remote Sensing Image

JING Yu LIU Jian-xin LIU Zhao-xia LI Shao-hua

(School of Software, Dalian University of Foreign Languages, Dalian 116044, China)

Abstract Considering the drawbacks of the edge detection method based on the level set, such as weak anti-noise performance, weak capability of dealing with weak edge boundaries and intensity inhomogeneity, lower computational efficiency, the accuracy of edge detection results depends greatly on the location of the initial contour, and curve evolution is easy to get into minimal value. This paper presented an edge detection method based on the global optimal convex function variational model and Split Bregman number minimization. The proposed algorithm constructs a generalized convex function variational model which can get the global optimal solution, according to the principle of CV model and Chan's global optimization idea. In the process of the active contour evolving toward object boundaries and numerical minimization, a fast iterative algorithm based on Split Bregman is used for overcoming drawbacks of noise and others. Finally, the curve can evolve to the target boundaries quickly and accurately. Experimental results show that the proposed edge detection method has higher computational efficiency and can meet the real-time requirements of remote sensing image, and also has higher precision and better universality.

Keywords Edge detection, Active contour model, Remote sensing image, Split Bregman algorithm

1 引言

我国是一个海洋大国,海域辽阔,资源丰富,具有巨大的开发潜力。但是近年来,溢油、海冰、赤潮和浒苔等海洋自然灾害与海洋污染突发事件频频发生,不仅给海洋环境带来了沉重压力,也给海洋渔业、养殖业、盐业及旅游业等海洋产业带来了巨大的经济损失,极大程度上威胁着沿海海域的生态安全和公众用海的需求,对沿海地区的生产生活造成的影响已不容小视^[1-3]。为了对突发性海洋灾害和海洋污染事件作

出迅速、有效的应急反应,极大程度上降低对海洋生态环境的污染损害,我们必须有效实时地监测各类海洋灾害和污染情况。近年来,由于遥感图像处理技术发展迅猛且具有广泛的应用领域,从而使人们通过遥感手段来监测和识别海洋灾害和污染成为可能^[4-5]。

图像的边缘是图像的灰度在梯度方向上发生突变的像素的集合,而边缘检测就是将图像中灰度不连续的地方检测出来。图像的边缘是图像的基本特征,蕴涵了感兴趣目标的边界特征信息,因此图像的边缘检测技术是图像处理、计算机视

到稿日期:2017-05-26 返修日期:2017-08-17 本文受国家自然科学基金项目(61501082, 61502435),辽宁省自然科学基金项目资助(L2015020017, L20170540232, L20170540230),辽宁省教育厅科学研究一般项目(L2015137, L2014455),辽宁省社会科学规划基金项目(L15CGL009)资助。

景雨(1982-),女,博士,副教授,主要研究方向为遥感图像处理、模式识别, E-mail: jingyu0814@126.com; 刘建鑫(1981-),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为图像处理、软件测试; 刘朝霞(1982-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、模式识别、机器视觉; 李绍华(1981-),男,博士生,讲师,主要研究方向为图像处理。

觉和模式识别的基础和依据,同时也是遥感图像处理领域中的一个非常重要的经典难题^[5]。

基于主动轮廓模型的边缘提取是一种典型、有效的封闭边缘检测算法,目前在遥感图像处理领域得到了广泛应用。与传统的非封闭边缘检测方法相比,它具有以下优点:1)可以有效克服噪声、模糊信息的干扰;2)具有较高的定位精度;3)可以根据待处理图像数据的特点引入不同的特征,具有一定的灵活性;4)最终得到光滑连续闭合的边缘轮廓^[7-8]。因此,基于主动轮廓模型的封闭边缘检测方法近年来受到广泛研究和应用,如红外电力设备图像的分割^[9]、医学病变组织图像的分割^[10-11]、溢油遥感图像的分割^[12-13]、航空输电线图像部件的分割^[14]以及农产品图像的分割^[15-16]等。

主动轮廓模型的基本思想是根据某些约束条件构造一个能量函数,然后根据给定的初始轮廓,在能量函数最小化的驱动下,逐渐演化到目标的真正边缘处,最终能量函数达到极小值。因此,基于主动轮廓模型的边缘检测实际上等价于能量函数的最优化过程^[17]。根据构造能量函数的约束条件的不同,主动轮廓模型可以分为基于边缘和基于区域的两类模型:基于边缘的模型仅利用了局部边缘信息吸引曲线向目标边界演化,因此没有自适应拓扑能力,抗噪和处理弱边界的能力也较差,而且边缘检测的精确性受初始轮廓的位置影响很大;基于区域的模型利用图像的区域统计信息构造能量函数,能够很好地适应拓扑结构的变化,抗噪和处理弱边界的能力较强,而且可以很好地检测凹形目标的轮廓。因此,基于区域的主动轮廓模型得到了更广泛的应用,尤其在分割灰度不均匀图像方面^[18-19]。

由于图像数据来源的多样性、应用背景的复杂性以及边缘检测的局限性,主动轮廓模型在边缘检测技术应用中的健壮性和普适性大大降低。本文提出一种健壮的基于全局最优凸函数变分模型和 Split Bregman 数字最小化的边缘检测方法。该方法首先根据 CV 模型^[20]的构造原理,并利用 Chan 的全局最优化思想^[21],将非凸性最小化问题重述为凸性最小化问题,构造了一个通用的可以获得全局最优解的凸函数变分模型,且该模型的边缘检测结果不受初始轮廓位置的影响;为了提高主动轮廓模型在边缘检测过程中曲线的收敛速度、降低算法的复杂度以及提高算法的健壮性,在曲线演化和数字最小化迭代过程中,引入了基于 Split Bregman 的快速迭代算法^[22],从而使曲线在克服噪声和模糊边界等问题的影响下,快速、准确、稳定地演化到目标的边界处。通过实验证明了提出的边缘检测方法既具有较高的计算效率,能够满足遥感图像边缘检测对实时性的要求,同时也具有较高的边缘检测精度且良好的普适性。

2 全局最优凸函数变分边缘检测模型的构造

基于区域的主动轮廓模型的典型代表包括 MS 模型^[23]、CV 模型^[20]和 RSF 模型^[24],由这几种变分模型所构造的能量函数都是非凸的,即在曲线向目标边界演化的过程中容易出现局部极小值,从而无法获得目标的真实轮廓和理想的边缘检测结果。因此,本文针对此问题构造了一个通用的全局最优凸函数变分边缘检测模型,该模型根据 CV 模型的构造原

理,引入 Chan 的全局最优化思想^[23],即将非凸性最小化问题重述为凸性最小化问题,从而使得边缘检测可以获得全局最优解,构造过程如下所述。

首先根据构建 CV 模型的基本原理,假设原始待处理图像经过灰度化后的灰度图像为 $I(x, y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, Ω 空间中的一个闭合轮廓曲线 C 将其分割为待检测的目标区域 $\Omega_i = \text{inside}(C)$ 和背景区域 $\Omega_e = \text{outside}(C)$, f_i^{in} 和 f_i^{out} 分别为分割曲线 C 内外区域的灰度拟合值(可根据图像的特点采用不同的拟合方法,如均值法、区域可扩展方法和高斯核函数拟合法等),则边缘检测的过程就是通过最小化能量函数 $F(C, f_i^{in}, f_i^{out})$ 寻找最优分割曲线 C 的过程,最终保证曲线 C 所分割的目标区域 Ω_i 中的灰度拟合值 f_i^{in} 和背景区域 Ω_e 中的灰度拟合值 f_i^{out} 与原始灰度图像 $I(x, y)$ 之间的方差最小。本文首先定义一个基于 CV 模型的边缘检测模型,如能量函数式(1)所示:

$$F(C, f_i^{in}, f_i^{out}) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \int_{\Omega} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{in} |I_i(x, y) - f_i^{in}|^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{out} |I_i(x, y) - f_i^{out}|^2 \right) dx dy \quad (1)$$

其中,等号右面第一项为曲线 C 的长度项,又称为曲线演化的几何测度项,控制演化曲线的长度和图像边缘的粗糙度,使曲线 C 尽可能地逼近目标边缘,实参数 $\mu \geq 0$;第二项为区域拟合能量项,表示曲线 C 分割后图像的相似性,又称为保真项, $\lambda_i^{in}, \lambda_i^{out}$ ($\lambda_i^{in}, \lambda_i^{out} > 0$) 分别是曲线 C 内外各个能量项的权重系数; n 表示维度,是一个正整数(当 $n > 1$ 时,表示该模型可以用来检测经过纹理特征提取后的纹理特征图像;当 $n = 1$ 时,表示该模型可以用来检测维度为 1 的灰度图像)。

其次,用水平集表示能量函数式(1)。根据文献[21]中所描述的变分水平集方法,闭合轮廓曲线 C 可以通过零水平集 $\phi: C \subset \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 来表示:

$$\begin{cases} C = \{(x, y) \in \Omega; \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \{(x, y) \in \Omega; \phi(x, y) > 0\} \\ \text{outside}(C) = \{(x, y) \in \Omega; \phi(x, y) < 0\} \end{cases} \quad (2)$$

则能量函数 $F(C, f_i^{in}, f_i^{out})$ 用水平集方法可重新表示为:

$$F(\phi, f_i^{in}, f_i^{out}) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \int_{\Omega} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{in} |I_i(x, y) - f_i^{in}|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{out} |I_i(x, y) - f_i^{out}|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (3)$$

其中,使用海维赛德(Heaviside)函数的正则化来表示 $H(\phi(x, y))$,目的是尽量使能量函数 $F(\phi, f_i^{in}, f_i^{out})$ 在最小化迭代过程中获得近似全局最小解; $\delta(\phi(x, y))$ 为迪拉克(Dirac)函数,同时也是 $H(\phi(x, y))$ 函数的一阶导数,两者的数学表达式分别为:

$$\begin{cases} H(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\phi}{\epsilon}\right) \right] \\ \delta(\phi) = H'(\phi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + \phi^2} \end{cases} \quad (4)$$

其中, ϵ 为接近于 0 的常数项。

然后采用传统的基于梯度下降的数字最小化方法求解欧拉方程 $F(\phi, f_i^n, f_i^{out})$, 得到曲线演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_c(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^n (I_i(x, y) - f_i^n)^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{out} (I_i(x, y) - f_i^{out})^2 \right] \quad (5)$$

其中, $\phi(0, x, y) = \phi_0(x, y)$ 。

Chan^[21]说明了基于水平集表示的主动轮廓模型 $F(\phi, f_i^n, f_i^{out})$ 在边缘检测过程中极易陷入局部极小值, 即曲线 C 在能量函数最小化过程中会停止在半路, 中断边缘检测, 最终获得不理想的边缘检测结果。并且 Chan 在文献[21]中给出了如何将基于水平集表示的非凸性能量函数进行凸性转化的过程, 最终获得全局最优凸函数变分模型。借用 Chan 的全局优化思想, 最终构造了一个全局最优凸函数变分边缘检测模型, 如能量函数式(6)所示。详细的构造过程可参考文献[21]。

$$\arg \min_{0 \leq \phi \leq 1} (F^G(\phi, f_i^n, f_i^{out}) = \mu \int_{\Omega} g(x, y) |\nabla \phi| dx dy + \int_{\Omega} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^n (I_i(x, y) - f_i^n)^2 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{out} (I_i(x, y) - f_i^{out})^2 \phi(x, y) \right) dx dy) \quad (6)$$

其中, 等式右边第一项称为加权全变差范数(TV-norm), $g(x, y)$ 为引入的边缘停止加权函数, 该项的引入能够更好地保持边界的几何特征, $g(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)|^2}$ ($0 < g(x, y) \leq 1$); 第二项称为区域特征拟合能量项, 我们可以针对图像的特点采用不同的区域特征信息(如灰度特征或纹理特征)进行拟合。

根据 Chan 的全局最优化理论^[21], 对于 $f_i^n, f_i^{out} \in \mathbb{R}$, 全局最优凸函数变分边缘检测模型式(6)的全局最优解 $\phi(x, y)$ 可以通过以下 3 个步骤来实现:

(1) 首先寻找凸函数 $F^G(\phi, f_i^n, f_i^{out})$ 的任意一个极小解, 记为 $\phi(x, y)$;

(2) 取一个 $\eta \in (0, 1)$ 的值, 构造集合 $\Sigma = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : \phi(x, y) \geq \eta\}$;

(3) 令 $\phi(x, y)$ 为 $\Sigma = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : \phi(x, y) \geq \eta\}$ 的特征函数, $\phi(x, y) = 1_{\Sigma(x, y)}$, 则为边缘检测模型 $F^G(\phi, f_i^n, f_i^{out})$ 的全局极小解。

3 基于 Split Bregman 算法的快速能量最小化

在能量函数数字最小化和曲线演化过程中, 常使用基于欧拉-拉格朗日和梯度下降法的方法^[21, 24], 但是实验表明该数字最小化方法会导致在求解过程中使加权全变分范数 TV 项的规则化过程很慢, 计算复杂度和时间复杂度较高^[15]。因此, Bresson^[25]提出了一种基于对偶规则的数字最小化方法, 与梯度下降方法相比, 该方法使曲线收敛速度更快、更稳定, 计算效率更高。Goldstein 于 2009 年提出了一种计算效率优于对偶规则和图论的 Split Bregman 的数字最小化方法用于图像分割, 获得了较好的分割效果^[22], 并证明了 Split Bregman 算法是求解范数最优化问题及其相关优化问题的最有

效的方法之一。本文则在全局最优凸函数变分边缘检测模型式(6)的能量函数最小化过程中引入 Split Bregman 算法来实现数字最小化和曲线演化, 具体数字最小化实现方案如下所述。

首先, 全局最优凸函数变分边缘检测模型的能量函数式(6)可简化表示为式(7):

$$\min_{0 \leq \phi \leq 1} \mu |\nabla \phi|_g + \langle \phi, r \rangle \quad (7)$$

其中,

$$\begin{cases} \mu |\nabla \phi|_g = \mu \int_{\Omega} g(x, y) |\nabla \phi| dx dy \\ r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^n (I_i(x, y) - f_i^n)^2 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{out} (I_i(x, y) - f_i^{out})^2 \\ \langle \phi, r \rangle = \int_{\Omega} r \phi(x, y) dx dy \end{cases}$$

然后在式(7)中引入辅助变量 $d \leftarrow \nabla \phi$, 并增加一个二次惩罚函数, 得到与式(7)等价的最优化模型:

$$\begin{cases} \arg \min_{0 \leq \phi \leq 1, d} \mu |d|_g + \langle \phi, r \rangle + \frac{\theta}{2} \|d - \nabla \phi - b^k\|^2, k > 0 \\ b^{k+1} = b^k + \nabla \phi^{k+1} - d^{k+1} \end{cases} \quad (8)$$

根据变量可分离理论, 式(8)的最优解应满足如下表达式:

$$\Delta \phi = \frac{1}{\theta} r + \operatorname{div}(d^k - b^k), 0 < \phi < 1 \quad (9)$$

使用 Gauss-Seidel 迭代策略求解 ϕ^{k+1} :

$$\begin{cases} a_{i,j} = d_{i-1,j}^{x,k} - d_{i,j}^{x,k} - b_{i-1,j}^{x,k} + b_{i,j}^{x,k} + d_{i,j-1}^{y,k} - d_{i,j}^{y,k} - b_{i,j-1}^{y,k} + b_{i,j}^{y,k} \\ \beta_{i,j} = \frac{1}{4} (\phi_{i-1,j}^k + \phi_{i+1,j}^k + \phi_{i,j-1}^k + \phi_{i,j+1}^k) - \frac{r}{\theta} + a_{i,j} \\ \phi_{i,j}^{k+1} = \max\{\min\{\beta_{i,j}, 1\}, 0\} \end{cases} \quad (10)$$

使用变分法求解 d^{k+1} 的值:

$$d^{k+1} = \frac{\nabla \phi^{k+1} + b^k}{|\nabla \phi^{k+1} + b^k|} \max(|\nabla \phi^{k+1} + b^k| - \frac{1}{\theta}, 0) \quad (11)$$

基于上述简单求解过程的描述, 基于 Split Bregman 算法的数字最小化的迭代过程如下所示。

1. While $\|\phi^{k+1} - \phi^k\| > \epsilon$ do //迭代终止条件
2. 根据第 4 节或第 5 节介绍的方法计算 r^k
3. 根据式(10)计算 ϕ^{k+1}
4. $d^{k+1} = \frac{\nabla \phi^{k+1} + b^k}{|\nabla \phi^{k+1} + b^k|} \max(|\nabla \phi^{k+1} + b^k| - \frac{1}{\theta}, 0)$
5. $b^{k+1} = b^k + \nabla \phi^{k+1} - d^{k+1}$
6. 找到分割曲线 $\Omega^k = \{x: \phi^k(x) > \chi\}, \chi \in (0, 1)$
7. End while

4 全局最优凸函数变分边缘检测模型在海洋航空遥感图像中的应用

海洋航空遥感图像的边缘检测技术是海洋污染和海洋自然灾害监测最关键的技术之一, 是辨别突发性海洋污染和海洋自然灾害存在和影响范围的依据。但是由于自然环境、图像传输及成像设备的影响, 海洋航空遥感图像通常会受到各

类噪声的污染(如条纹噪声、斑点噪声和灰度不均匀性噪声等),且目标区域和背景区域的对比度低、边界模糊,从而无法真实地反映现场情况,给遥感图像的边缘检测带来了一定的困难,如实验 1 中的图 1 所示。针对海洋航空遥感图像中的溢油和海冰两类图像的特点,本文在全局最优凸函数变分边缘检测模型式(6)中融合了图像的灰度不均匀性特征($n=1$),构造了适用于检测背景简单但具有低对比度、模糊边界以及

$$\begin{cases} \kappa_p(x-y) = \begin{cases} 1, & |x-y| \leq \rho \\ 0, & \text{else} \end{cases} \\ f^m(x,y) = \log(\sqrt{2\pi}\sigma_m) + \frac{(I(x,y) - b(x,y)c_m)^2}{2\sigma_m^2} \\ f^{out}(x,y) = \log(\sqrt{2\pi}\sigma_{out}) + \frac{(I(x,y) - b(x,y)c_{out})^2}{2\sigma_{out}^2} \end{cases}$$

ρ 为控制高斯拟合局部区域大小的半径

σ_m 和 $b(x,y)c_m$ 分别为溢油目标区域的标准差和局部均值 (13)

σ_{out} 和 $b(x,y)c_{out}$ 分别为海水背景区域的标准差和局部均值

由于海洋航空遥感图像中,溢油、海冰等目标区域和海水背景区域的不同主要体现在灰度值上,因此在全局最优凸函数变分边缘检测模型(12)中,利用灰度信息建立基于高斯分布的边缘检测能量拟合模型。此外,该模型不仅考虑了图像中区域之间灰度的差异,也考虑了不同区域之间方差的不同,使用不同的高斯拟合模型对目标和背景分别进行了描述,且融合了图像的灰度不均匀性特征($b(x,y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$,即为描述灰度不均匀性特征的空间变化量)。因此,该模型可以更加精确地对海洋遥感图像的数据区域进行拟合,同时解决了灰度不均匀性问题。

5 全局最优凸函数变分边缘检测模型在复杂航空绝缘子图像中的应用

航空绝缘子图像是航空输电线路中一类重要的用于诊断绝缘子部件是否有故障的图像,此类图像包含丰富的纹理特征,呈现明显的周期性;由于同一个绝缘子部件在不同区域的反射率不同以及障碍物遮挡等因素的影响,绝缘子图像中存在对比度低、边界模糊等现象;此外,与溢油和海冰图像不同,航空绝缘子图像中通常会存在比较复杂的背景,如草地、道路、森林、河流、房屋等不同的自然景物,为绝缘子目标的边缘检测带来很大的困难,如实验 2 中的图 2 所示。

本文首先采用 GLCM 纹理特征提取算法来获得绝缘子纹理特征^[14],包括 10 个纹理特征算子:相关性、对比度、非相似性、熵、不一致性、逆差矩、最大概率、不均匀性、周期性和方差。并结合灰度共生集成算法(GLCIA 算法)来快速计算 GLCM,大大降低了其纹理特征提取算法的复杂度^[14]。同时,将 10 个纹理特征量与 4 个方向相结合,构造一个 40 维的特征空间,记为 $I_i(i=1,2,\dots,40)$ 。为了更好地检测背景复杂的航空绝缘子图像,使用 PCA 优化 40 维特征中的弱纹理特征,选出优化结果中的前几个主成分,并将其与 40 维特征中的强纹理特征组合起来得到最终的纹理特征向量。假设组合后最终的纹理特征具有 n 维,则纹理特征图像可记为 $\tilde{I}_i(i=1,2,\dots,n,n < 40)$ 。

然后在全局最优凸函数变分边缘检测模型式(6)中,引入航空绝缘子图像的纹理特征($n < 40$)来拟合区域能量项,从而构造了既可以检测具有复杂背景的航空绝缘子图像,也可以

受各类噪声污染的海洋航空遥感图像的边缘检测模型,如式(12)所示:

$$\min_{0 \leq \phi \leq 1} \{ F_1^G(\phi, f^m, f^{out}) = \mu \int_{\Omega} g(x,y) |\nabla \phi| dx dy + \int_{\Omega} K_p(x-y) (\lambda^m f^m(x,y) - \lambda^{out} f^{out}(x,y)) \phi(x,y) dx dy \}$$

其中,

检测具有低对比度的航空绝缘子图像的边缘检测模型,如式(14)所示:

$$\begin{aligned} \min_{0 \leq \phi \leq 1} \{ F_2^G(\phi, f_i^m, f_i^{out}) = \mu \int_{\Omega} g(x,y) |\nabla \phi| dx dy + \int_{\Omega} (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^m (\tilde{I}_i(x,y) - f_i^m)^2 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^{out} (\tilde{I}_i(x,y) - f_i^{out})^2) \phi(x,y) dx dy \} \end{aligned}$$

其中, f_i^m 和 f_i^{out} 分别是 PCA 优化后的纹理特征图像 \tilde{I}_i 在轮廓 C 内外的平均值。系数 λ_i^m 和 λ_i^{out} 是第 i 层相应纹理特征图像的权重,它依赖于 $|f_i^m - f_i^{out}|$ 的大小,即:

$$\lambda_i^m = \lambda_i^{out} = \frac{|f_i^m - f_i^{out}|}{F}, i=1,2,\dots,n \quad (15)$$

其中, $F = \max_{1 \leq i \leq n} |f_i^m - f_i^{out}|$ 。系数 λ_i^m 和 λ_i^{out} 的值直接影响每一层纹理特征驱动轮廓演化的能力。因此,将满足 $\frac{|f_i^m - f_i^{out}|}{F} < \tau(\tau=0.5)$ 的 λ_i^m 和 λ_i^{out} 设为 0,目的是消除在曲线演化过程中区分能力弱的纹理特征的影响^[7]。

边缘停止加权函数 $g(x,y)$ 定义为 \tilde{I}_i 上的边缘停止项 $g_i(x,y)$ 的平均值,即:

$$g(x,y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i(x,y) \quad (16)$$

6 实验及分析

为了验证本文算法的有效性,选取 4 幅典型的海冰、溢油图像和 3 幅航空输电线图像进行了两组不同的实验。本节所有实验均在 Intel(R) Core(TM) i3-2310M CPU (2.10GHz), 2GB 内存的笔记本电脑, Windows7 操作系统下采用 Matlab 仿真实现。

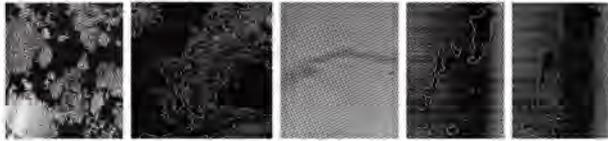
6.1 实验 1 及分析

在实验 1 中选用了 4 幅典型的具有代表性的海冰和溢油遥感图像作为测试图像,来验证本文构造的边缘检测技术在海洋航空遥感图像中的边缘检测性能。图 1(a)中第 1 幅图像为具有低对比度的海冰 SAR 图像;图 1(a)中第 2 幅图像为具有模糊边界的海冰 SAR 图像;图 1(a)中第 3 幅图像为具有低对比度和弱边界的溢油红外遥感图像;图 1(a)中第 4 幅图像为具有条纹噪声和灰度不均匀性噪声的溢油红外遥感图像,在该图像的右边区域内存在明显的灰度不均匀性问题,

如白色框内区域所示;图 1(b)为使用本文构造的边缘检测方法得到的边缘检测结果图像。实验参数设置为:迭代终止阈值 $\epsilon=1e-2$, 加权全变差范数项的系数 $\mu=1.0$, $\lambda^m = \lambda^{out} = 0.0001$, 二次惩罚项的系数 $\theta=1$ 。



(a)原始的海洋航空遥感图像



(b)边缘检测结果对比

图 1 海洋航空遥感图像的实验分析图

实验 1 的边缘检测结果表明了在本文中构造的边缘检测技术方法能够处理具有低对比度、模糊边界的海冰 SAR 图像和溢油红外图像,如图 1(b)中前 3 幅图像的边缘检测结果所示。更重要的是,针对溢油红外遥感图像中经常出现的灰度不均匀性问题,在本文构造的边缘检测模型中引入了灰度不均匀性纠正的特征,从而使构造的边缘检测模型在抑制噪声的同时可以解决灰度不均匀性问题,最终获得理想的边缘检测结果,如图 1(b)中第 4 幅图像所示。图 1(b)中第 5 幅图像为本文构造的全局最优凸函数变分边缘检测模型中未引入灰度不均匀特征得到的边缘检测结果,从结果中可以清晰地看到,受灰度不均匀问题的影响,曲线无法越过灰度不均匀区域,因此不能获得真正溢油区域的边界。

6.2 实验 2 及分析

在实验 2 中,选用 3 幅典型的具有代表性的航空绝缘子图像作为测试图像来验证本文构造的边缘检测技术在航空绝缘子图像中的边缘检测性能。图 2(a)中第 1 幅图像为具有铁塔、绿地和道路等复杂背景的航空绝缘子图像;图 2(a)中第 2 幅图像为具有低对比度、模糊边界和铁塔、绿地等复杂背景的航空绝缘子图像;图 2(a)中第 3 幅图像为具有低对比度、模糊边界、水和田地等复杂背景的航空绝缘子图像;图 2

(b)为使用本文构造的边缘检测方法得到的边缘检测结果图像。实验参数设置为:窗口大小为 11,灰度等级量化为 32,像素间的方向为 $\{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$, 像素间的距离为 1,累积贡献率(ccr)为 99.9%,迭代终止阈值 $\epsilon=1e-2$, 加权全变差范数项的系数 $\mu=1.0$, $\theta=1$ 。



(a)原始的航空绝缘子图像



(b)本文构造的边缘检测方法的边缘检测结果

图 2 航空绝缘子遥感图像的实验分析图

实验 2 的边缘检测结果表明,由于本文构造的边缘检测模型中引入了 PCA 技术优化纹理特征,大大提高了复杂背景下区分低对比度纹理目标的能力,同时将优化后重新组合的纹理特征值引入本文构造的全局最优凸函数变分边缘检测模型中,因此在用于航空绝缘子边缘提取时,无论是具有模糊边界和低对比度的绝缘子图像,还是具有复杂背景和伪目标的绝缘子图像,都可以获得理想的边界信息,从而为快速准确地对航空输电线中绝缘子部件的识别和故障诊断提供依据。

同时,由于遥感图像的数据量通常很大,因此对遥感图像数据的处理要求具有较好的实时性。针对图 1 和图 2 中的图像,表 1 按相同的顺序给出了每幅图像的大小、实验 1 中高斯拟合局部区域半径 ρ 的大小以及 CPU 的响应时间。从 CPU 的响应时间来看,由于本文提出的边缘检测方法中引入了 Split Bregman 迭代算法的快速能量最小化方法,与传统的梯度下降和对偶规则的数字最小化方法相比,Split Bregman 的数字最小化方法在保证边缘检测精确性的同时,又可以提高曲线的收敛速度、降低算法的复杂度,具有良好的实时性,可以为海上溢油和海冰的实时监测以及航空输电线中绝缘子部件的故障诊断提供良好的基础和保障。

表 1 实验 1 和实验 2 中图像的大小和 CPU 响应时间

图像序号	图 1	图 2	图 3	图 4	图 5	图 6	图 7
图像大小(像素)	189×206	258×345	213×117	120×263	558×523	398×217	224×417
CPU 的响应时间/s	21.62	38.23	28.71	57.80	91.49	47.22	35.19
ρ	8	5	5	4	—	—	—

结束语 本文首先提出了一个健壮的基于全局最优凸函数变分模型和 Split Bregman 数字最小化的边缘检测方法,该方法不需要给出初始轮廓,且不易陷入极小值,实现快速、简单。然后针对海洋和输电线两类特殊复杂的航空遥感图像的特点,在通用的全局最优凸函数变分模型中分别引入了灰度不均匀性特征和纹理特征,构造了两种区域主动轮廓模型。两种边缘检测模型在两类图像中的实验结果表明,本文提出的主动轮廓边缘检测技术方法具有一定的通用性,既能检测低对比度、目标边界模糊且具有灰度不均匀性问题的特殊图

像,又能够检测具有复杂背景的纹理特征图像,有较好的健壮性、准确性和实时性,为基于区域主动轮廓模型的边缘检测算法提供了新的思路。未来,可以将待处理图像的不同特征(如颜色特征、边缘密度特征、空间关系特征和偏振特征等)引入本文提出的通用模型中,从而解决具有不同问题的特殊图像的边缘检测。

参考文献

[1] XIA W X, LI H T. Pollution Control Technology of Spilled Oil

- [J]. Journal of Qingdao Institute of Architecture and Engineering, 2004, 25(1): 54-57. (in Chinese)
夏文香, 林海涛. 海上溢油的污染控制技术[J]. 青岛建筑工程学院学报, 2004, 25(1): 54-57.
- [2] JERNELÖV A. The Threats from Oil Spills: Now, Then, and in the Future[J]. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, 2010, 39(5/6): 353-366.
- [3] KIRBY M F, LAW R J. Accidental spills at sea-Risk, impact, mitigation and the need for co-ordinated post-incident monitoring[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2010, 60(6): 797-803.
- [4] MIGLIACCIO M, NUNZIATA F, MONTUORI A, et al. A Multifrequency Polarimetric SAR Processing Chain to Observe Oil Fields in the Gulf of Mexico[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(12): 4729-4737.
- [5] TORRE V, POGGIO T. On Edge Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(2): 147-163.
- [6] JING Y. Study on Edge Detection Algorithm of Oil Slick on the Sea Remote Sensing Image[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2011. (in Chinese)
景雨. 海上溢油遥感图像的边缘检测算法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2011.
- [7] WU Q G. Study on the Algorithm for Edge Extraction of Components in Power Line Images with Complex Backgrounds[D]. Dalian: Da Lian Maritime University, 2012. (in Chinese)
吴庆岗. 复杂背景输电线路图像中部件边缘提取算法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2012.
- [8] WEI Y C, TANG G A, YANG X, et al. Remote Sensing Digital Image Processing Tutorial[M]. Beijing: Science Press, 2007. (in Chinese)
韦玉春, 汤国安, 杨昕, 等. 遥感数字图像处理教程[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [9] FANG J. Partial Differential Equation Based Enhancement and Segmentation Method for Infrared Images of Electrical Equipments[D]. Jilin: Northeast Dianli University, 2014. (in Chinese)
方金. 基于偏微分方程的电力设备红外图像增强和分割方法研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2014.
- [10] SAVELONAS M A, IAKOVIDIS D K, LEGAKIS I, et al. Active Contours Guided by Echogenicity and Texture for Delineation of Thyroid Nodules in Ultrasound Images[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2009, 13(4): 519-527.
- [11] LIU LX, MA Z M, ZHAO H B. A Method for Segmenting Cardiac Magnetic Resonance Images Using Active contours[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(1): 289-292. (in Chinese)
刘利雄, 马忠梅, 赵恒博, 等. 一种基于主动轮廓模型的心脏核磁共振图像分割方法[J]. *计算机学报*, 2012, 35(1): 289-292.
- [12] GALLAND F, PHILIPPE R, OLIVIER G. Synthetic Aperture Radar oil spill segmentation by stochastic complexity minimization[J]. *IEEE Geoscience Remote Sensing Letter*, 2004, 1(4): 295-299.
- [13] JING Y, AN J B, LIU Z X. A Novel Edge Detection Algorithm Based on Global Minimization Active Contour Model for Oil Slick Infrared Aerial Image[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(6): 2005-2013.
- [14] WU Q G, AN J B, LIN B. A Texture Segmentation Algorithm Based on PCA and Global Minimization Active Contour Model for Aerial Insulator Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(5): 1509-1518.
- [15] GUI J, RAO X, YING Y. Fruit shape detection by level set[J]. *Journal of Zhejiang University-Science A*, 2007, 8(8): 1232-1236.
- [16] XIE Z P, WANG S T. An Extended Mumford-Shah Model Integrated with Fuzzy Clustering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(1): 110-116. (in Chinese)
谢振平, 王士同. 融合模糊聚类的 Mumford-Shah 模型[J]. *电子学报*, 2008, 36(1): 110-116.
- [17] LI B C, PENG T Q, PENG B. Intelligent Image Processing Technology[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2004. (in Chinese)
李弼程, 彭天强, 彭波, 等. 智能图像处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [18] BASWARAJ D, GOVARDHAN D, PREMCHAND D P. Active Contours and Image Segmentation: The Current State of the Art [J]. *Global Journal of Computer Science and Technology Graphics & Vision*, 2012, 12(11): 1-9.
- [19] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. *International Journal Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [20] CHAN T, VESE L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [21] CHAN T. Algorithms for Finding Global Minimizes of Image Segmentation and Denoising Models[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2004, 66(5): 1632-1648.
- [22] GOLDSTEIN T, BRESSON X, OSHER S. Geometric Applications of the Split Bregman Method; Segmentation and Surface Reconstruction[J]. *Journal of Scientific Computing*, 2010, 45(1-3): 272-293.
- [23] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- [24] LI C M, KAO C, GORE J. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [25] BRESSON X, CHAN T. Fast dual minimization of the vectorial total variation norm and applications to color image processing [J]. *Inverse Problems and Imaging*, 2008, 2(4): 455-484.
- [26] MOU Y F, ZHANG W P, PENG T. Fuzzy Edge Detection According to Threshold Optimization Based on Genetic Algorithm [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2012, 26(8): 91-93, 112. (in Chinese)
牟宇飞, 张文普, 彭细. 基于遗传算法阈值优化的模糊边缘检测 [J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2012, 26(8): 91-93, 112.