

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 **6**
Vol.1 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 6 月 第 18 卷 第 6 期(总第 206 期)

目 次

综述

利用块效应特征的 JPEG 图像盲取证研究进展 赵洁, 郭继昌, 张艳(613)

图像处理和编码

可信度双三次插值的 PMD 距离信息和 RGB 图像数据融合 ... 胡良梅, 王竹萌, 高隼, 张旭东, 吴国松(621)

分数阶微分的 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间边缘检测 汤慧梅, 赵跃进(628)

图像分析和识别

频谱预处理模糊运动方向鉴别的改进算法 孔勇奇, 卢敏, 潘志庚(637)

基于视频动态纹理的火灾检测 邵婧, 王冠香, 郭蔚(647)

医学图像处理

旋转不变的 X 线图像相关度拼接 赵宏, 赵凯, 江春花, 康雁(654)

心肌灌注核磁共振图像的非刚性配准 王建, 潘静薇, 杨新(661)

遥感图像处理

空间约束的无人机影像 SURF 特征点匹配 韩天庆, 赵银娣, 刘善磊, 白杨(669)

支持向量机和水平集的高分辨率遥感图像河流检测 于晓升, 吴成东, 陈东岳, 田子恒(677)

地理信息技术

影响域渐进扩展的居民地增量综合 许俊奎, 武芳(685)

“第 16 届全国图象图形学学术会议”专栏

场景切换视频自适应帧间码率控制 方志军, 高永彬, 舒雷, 袁非牛, 杨勇(692)

适用于 PACS 系统的医学图像近无损压缩 李萍, 蒋慧琴, 杨晓鹏, 刘玉敏(699)

用于视觉词语生成的概率预测器 史淼晶, 徐蕊鑫, 许超(706)

多特征融合的人体目标再识别 范彩霞, 朱虹, 蔺广逢, 罗磊(711)

G^2 连续的低次避障代数样条曲线 陈军(718)

自适应多特征融合的真实感地形快速绘制 曾艳阳, 康凤举, 杨惠珍(724)

第九届和谐人机环境联合学术会议(HHME2013)征稿通知 (730)

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 6 June 2013

Contents

Review

Survey: blind forensic of JPEG forgeries based on blocking artifacts Zhao Jie, Guo Jichang, Zhang Yan(613)

Image Processing and Coding

PMD distance information and high resolution RGB image data fusion based on bicubic interpolation with credibility
..... Hu Liangmei, Wang Zhumeng, Gao Jun, Zhang Xudong, Wu Guosong(621)

Edge detection in CIE L*a*b* based on fractional differential Tang Huimei, Zhao Yuejin(628)

Image Analysis and Recognition

Motion blur direction detection based on pre-processing of spectrum image Kong Yongqi, Lu Min, Pan Zhigeng(637)

Fire detection based on video dynamic texture Shao Jing, Wang Guanxiang, Guo Wei(647)

Medical Image Processing

X-ray image mosaic based on rotation invariant correlation Zhao Hong, Zhao Kai, Jiang Chunhua, Kang Yan(654)

Non-rigid registration for myocardial perfusion MR image Wang Jian, Pan Jingwei, Yang Xin(661)

Remote Sensing Image Processing

Spatially constrained SURF feature point matching for UAV images Han Tianqing, Zhao Yindi, Liu Shanlei, Bai Yang(669)

Using support vector machine and level set for river detection in high resolution remote sensing image
..... Yu Xiaosheng, Wu Chengdong, Chen Dongyue, Tian Ziheng(677)

Geoinformatics

Expanding the influencing domain gradually for incremental generalization of settlement Xu Junkui, Wu Fang(685)

Issum of the 16th National Conference on Image and Graphics

Adaptive frame-layer rate control in scene change video Fang Zhijun, Gao Yongbin, Shu Lei, Yuan Feiniu, Yang Yong(692)

Near-lossless compression for medical image in PACS Li Ping, Jiang Huiqin, Yang Xiaopeng, Liu Yumin(699)

Probabilistic predictor for fast visual word generation Shi Miaojing, Xu Ruixin, Xu Chao(706)

Person re-identification based on multi-features Fan Caixia, Zhu Hong, Lin Guangfeng, Luo Lei(711)

Construction of low degree algebraic spline curve with G^2 continuity to avoid obstacles Chen Jun(718)

Fast rendering of realistic terrain based on adaptive multiple features fusion Zeng Yanyang, Kang Fengju, Yang Huizhen(724)

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)06-0677-08

论文引用格式: 于晓升, 吴成东, 陈东岳, 田子恒. 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.

支持向量机和水平集的高分辨率 遥感图像河流检测

于晓升, 吴成东, 陈东岳, 田子恒

东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819

摘要: 河流是重要的地理结构特征, 对河流进行检测识别研究, 在军事上和民用上都具有十分重要的意义。提出了一种基于支持向量机(SVM)和水平集的高分辨率遥感图像河流检测算法。首先根据高分辨率遥感图像河流目标的特点, 采用样本图像的纹理特征和基准点信息扩散特征构造特征向量, 并基于样本训练支持向量机分类器实现河流目标的粗分割; 然后以粗分割结果为基础, 采用距离正则化水平集演化(DRLSE)模型提取河流的精确轮廓, 获得完整的河流区域。以1 m分辨率的IKONOS图像进行实验验证, 结果表明本文算法准确性高, 灵活性强, 可以在复杂背景下准确地检测河流目标区域, 在实践中具有广泛适用性。

关键词: 支持向量机; 水平集; 基准点信息扩散; 河流检测

Using support vector machine and level set for river detection in high resolution remote sensing image

Yu Xiaosheng, Wu Chengdong, Chen Dongyue, Tian Ziheng

School of Information Science & Engineering, Northeastern University, ShenYang 110819, China

Abstract: River detection in high resolution remote sensing images is one of the most popular topics of research in computer vision. In this paper, a novel river detection algorithm in high-resolution remote sensing images by using support vector machine (SVM) and level set is proposed. According to the characteristic of the river, we employ texture feature and benchmark information diffusion feature as the feature vectors to train the support vector machine classifiers in order to perform the coarse segmentation of rivers. Then the distance regularized level set evolution (DRLSE) model, which takes the results of the coarse segmentation as the initial curves, is used to capture the desirable shapes of the rivers. Experiments are executed on IKONOS 1m-resolution images and the results demonstrate the superior performance of the proposed algorithm in terms of accuracy, efficiency, and robustness.

Key words: support vector machine; level set; benchmark information diffusion; river detection

0 引言

遥感图像目标检测和识别是遥感图像处理 and 计

算机视觉领域具有挑战性的研究课题。河流是遥感图像中一种非常典型且重要的地理目标, 对河流的自动检测, 在水资源调查、水利规划、地形学地图匹配、环境检测、洪水灾害评估及基于地理信息系统的

收稿日期: 2012-05-29; 修回日期: 2012-11-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(61005032)

第一作者简介: 于晓升(1984—), 男, 东北大学模式识别与智能系统专业博士研究生, 主要研究方向为遥感图像处理、医学影像处理及活动轮廓模型等。E-mail: yuxiaosheng7@hotmail.com

船舶导航等方面有很大价值。此外,很多其他重要人造目标(桥梁、大坝、港口和大型船只等)的识别也必须以河流检测为前提和基础。因此河流的自动检测算法研究在军事领域和民用领域都有着十分重要的理论意义和实用价值,已成为面向遥感图像的图像处理与模式识别技术领域的研究热点之一。

近年来,研究者们开展了大量工作,提出很多遥感图像河流检测算法,并且在一些相关的研究工作中,如桥梁检测、舰船检测、岛屿检测等,也有河流检测的详细描述。目前这些算法大致可以分成以下 3 类:阈值分割算法^[1-3],模式分类算法^[4-5]和轮廓线检测算法^[6-8]。阈值分割算法主要利用河流和背景之间的灰度或纹理差异,通过设定阈值对原始图像进行粗分割,然后利用一些先验知识对粗分割结果进行处理,实现河流检测。模式分类算法首先对原始图像进行特征提取,构造特征向量,然后利用神经网络、支持向量机(SVM)等机器学习方法将原始图像中的每个像素点分类为河流区域和背景区域。轮廓线检测算法通过边缘检测获得河流目标的河岸线,进而得到河流的主体区域,然后采用纹理跟踪、区域生长等方法对检测到的河流区域进行合并。尽管上述算法在实际应用中取得了很好的结果,但是对于背景复杂,内容丰富,河流目标灰度分布不均匀的高分辨率遥感图像,检测结果不理想。

针对上述问题,提出了一种基于支持向量机和水平集的高分辨率遥感图像河流检测算法。该算法采用由上而下的知识驱动型策略,利用河流目标的先验知识,构造表征河流特点的特征向量训练 SVM 分类器,并将 SVM 的分类结果与水平集图像分割技术进行有机结合,实现河流检测。应用于大量具有复杂背景的高分辨率遥感图像,取得了比较理想的效果。与传统的方法相比,检测的准确率和算法的适用性有了明显的提高。

1 河流区域粗分割

河流检测的前提是寻找到某种能够有效区分河流与其他地理目标的图像特征。因此,首先必须分析河流与其他地理目标在表观上的区别。通过对高分辨率遥感图像中的河流以及城市、田野、森林、池塘等地理目标进行大量的实验与观察,可以发现在高分辨率遥感图像中河流目标具有如下特点:

1) 河流区域的灰度普遍较低,且分布均匀平坦,具有较大面积的连通性。

2) 背景区域信息丰富,包含城市、田野、森林、池塘及其他类型的自然目标和人工目标,目标灰度变化较快,纹理信息丰富、局部连通区域的面积较小。

由于遥感图像包含的目标种类繁多、且目标灰度和色彩变化受图像采集条件影响较大,仅采用一种特征信息难以保证河流检测的准确性与鲁棒性,因此需要对多种特征信息进行融合以提高检测率。基于上述分析,在检测河流目标的过程中综合利用了图像的纹理特征和基准点信息扩散特征。

1.1 纹理特征提取

纹理是指由按照某种规则排列的基本元素组成的一个宏观区域,如果图像中某个特定区域的局部统计特性和其他统计特征是一致的、变化缓慢的、或近似周期的,那么该区域就具有一致的纹理^[9]。在高分辨率遥感图像中河流目标的灰度波动较小、像素分布相似,因此,可以认为河流区域具有相同的纹理;而背景包含目标较多,灰度波动较大,像素分布差异明显,因此,可以认为背景区域具有不同的纹理信息。基于上述分析可知,纹理特征可以作为一个区分河流和背景的重要标准。

纹理特征的提取方法很多,采用文献[9]中的算法提取纹理特征。首先对一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像 $I(i, j)$ 进行完全树形小波分解 2 级,完全树形小波分解是一种无减采样的小波分解方式,因此可以得到与原图像尺寸相同的 16 幅分量图像,计算分量图像能量

$$F = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |u(i, j)| \quad (1)$$

式中, $u(i, j)$ 为分量图像。从中选择 4 幅能量最大的分量图像,采用一个 $n \times n$ 的局部窗口遍历这 4 幅分量图像,并计算原始图像 $I(i, j)$ 纹理特征

$$V = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N u(i, j)^2 \quad (2)$$

原始图像的每一个像素都有一个 4 维的向量 $V = [V_1, V_2, V_3, V_4]$ 描述其纹理信息。本文算法在提取图像的纹理特征时选择的局部窗口大小为 5×5 。

1.2 基准点信息扩散特征提取

尽管纹理特征能够客观地反映河流区域和背景区域的特点,但是当背景中存在农田、小型人工湖、大型建筑物、池塘等具有与河流十分相似的纹理特

征的地理目标时,仅采用纹理特征难以准确地区分河流和背景。因此,针对上述问题,分析了高分辨率遥感图像的局部几何结构特点,构建了一种新的区分河流和背景的特征——基准点信息扩散特征。

通过对河流区域和背景区域的表现特性的分析和比较可知:河流区域的内容比较简单,其内部基本不存在线段、直线、曲线或其他形式的几何图形;背景区域内容比较复杂,其内部包含大量的不规则几何图形,如直线、曲线、矩形、三角形和圆形等。由此可知,背景区域中存在着大量线段相交的交点、上下文灰度值变化剧烈的点、或曲线上曲率局部极大值的点。这些点与图像的角点性质相似。而基于角点检测结果,可以认为背景区域含有大量角点,而河流区域的角点数量相对贫乏。这一结论可以用来区分河流与背景,进而实现河流目标的检测与分割。

角点检测的方法很多,采用文献[10]中的多尺度角点检测算法进行角点检测。尽管角点能够客观地反映河流和背景的差异,但是角点仅能表征图像局部几何结构特征,并不能反映出图像全局信息,因此角点本身并不能构成一个应用于河流区域检测的有效特征空间,必须对其进行进一步的分析和处理。

提出如下假设:如果一个像素点与多个角点在空间位置上十分接近,则该像素点有很大可能性属于背景区域,每一个邻近的角点对该像素点是否属于背景区域,即该像素点的背景归属度都作出贡献。每一个角点做出的贡献大小与角点和该像素点空间距离的远近密切相关,距离越近,贡献越大,反之越远。通过计算一幅图像中全部角点对每一个像素点的背景归属度贡献,可以获得每一个像素点属于纹理复杂区域还是纹理单一区域的信息特征,将这种特征定义为基准点信息扩散特征。图像的基准点信息扩散特征展示了原始图像中每个像素点属于河流区域或背景区域的可能性。为了获得基准点信息扩散特征,需要建立一种衡量背景归属度的标准,大量的观察和实验表明这一背景归属度基本上服从高斯分布。基于此,采用高斯核函数计算背景归属度。

假设 f 为一幅图像中的一个像素点, c 为该幅图像中的一个角点,角点 c 对像素点 f 的背景归属度贡献为

$$P_{fc} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{\|f-c\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中, $\|f-c\|$ 为像素点 f 与角点 c 之间欧氏距离。

像素点 f 的背景归属度,即图像中所有角点对该像素点 f 背景归属度贡献和为

$$P_{ff} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{\|f-c_i\|^2}{2\sigma^2}} / P_{\max} \quad (4)$$

式中, n 为图像中角点的个数, $P_{\max}$ 为归一化系数,确保 P_{ff} 小于1。根据式(3)可知,如果像素点 f 与角点 c 之间距离过大,那么 P_{fc} 的值接近于0,因此角点 c 对像素点 f 的背景归属度的贡献可近似忽略不计。式(4)作如下简化:引入一个阈值 T ,当一个像素点与某角点之间的欧氏距离大于设定的阈值 T 时,那么该角点对该像素点的背景归属度贡献为0。式(4)可以重写为

$$P_{ff} = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{\|f-c_i\|^2}{2\sigma^2}} / P_{\max}, \quad \|f-c_i\| \leq T \quad (5)$$

式中, m 是满足 $\|f-c_i\| \leq T$ 条件的角点数量。

根据式(5)即可计算每一个像素点的背景归属度并最终获得该图像的基准点信息扩散特征。但是这种计算方式计算量较大,计算复杂度高,将极大地影响检测效率。因此,采用了如下的快速计算方法:

在一幅图像中,以每个角点为圆心,做一系列同心圆。同一系列的同心圆中包含的各个圆具有不同的灰度值,并且它们的灰度值与其半径服从高斯分布,如图1所示。每个圆的灰度值表示该圆上所有像素点的背景归属度;灰度值越大,则背景归属度越大;反之背景归属度越小。如果像素点位于两个或多个圆的交集,则采用叠加的方式确定它们的背景归属度。各级同心圆的灰度值为

$$h = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} & r \leq T \\ 0 & r > T \end{cases} \quad (6)$$

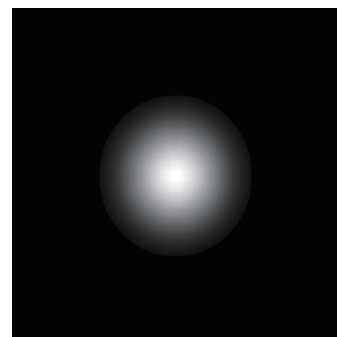


图1 基准点信息扩散特征图

Fig. 1 Graphs of single benchmark information diffusion feature

式中, r 为同心圆半径。根据每个角点所在的空间位置, 即可计算出每个局部范围内所有像素点的背景归属度, 并最终获得图像中所有像素点的背景归属度, 得到图像基准点信息扩散特征。像素点的背景归属度的数值应小于 1, 因此, 需要对获得的结果进行归一化处理, 即

$$C = C_0 / C_{\max} \quad (7)$$

式中, C_0 为原始的像素点背景归属度的计算结果, $C_{\max}$ 为原始结果中的最大值, C 为归一化结果。

上述的计算图像基准点信息扩散特征的方式与根据式(5)计算的方式在本质上是相同的, 但是上述方式有效地减小了计算量与计算复杂度。

图 2 是高分辨率遥感图像的基准点信息扩散特征提取结果。图 2(a) 是原始图像, 其基准点信息扩散特征图如图 2(b) 所示, 其直观地展示了河流和背景之间的差异。图 2(c) 为河流区域和背景区域的基准点信息扩散特征直方图, 它们具有较大的分离度, 客观地证明了基准点信息扩散特征的有效性。

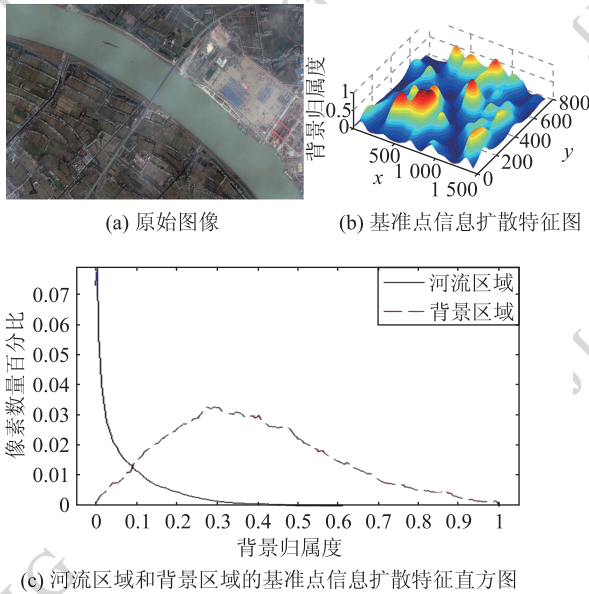


图 2 基准点信息扩散特征提取结果
Fig. 2 The result of benchmark information diffusion feature extraction

1.3 基于 SVM 的河流区域粗分割

高分辨率遥感图像河流检测问题为一个典型的二分类问题, 即将图像分为两类: 河流与背景。SVM 是一种有效的用于解决二分类问题的机器学习方法, 其具有如下优点: SVM 采用风险最小化原则, 在分类时其具有较好的泛化能力; 在解决凸二次规划问题时, SVM 要求的敏感参数较少, 得到的解是唯

一的。因此, 采用 SVM 实现河流目标的粗分割。

首先提取样本图像的纹理特征和基准点信息扩散特征, 然后输入到 SVM 中进行训练, 得到决策函数, 利用决策函数对测试图像进行分类, 获得最终的河流目标粗分割结果。图 3 展示一幅测试图像河流粗分割结果。

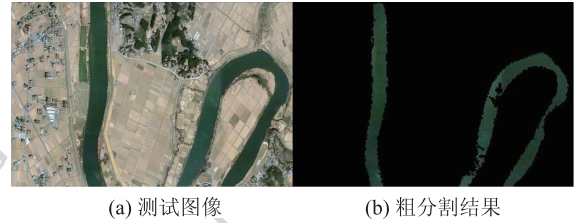


图 3 河流粗分割结果

Fig. 3 The result of the river coarse segmentation

2 完整河流区域提取

基于 SVM 的河流目标粗分割结果由于受到一些因素影响, 如噪声干扰, 图像存在拼接间隙, 河流区域内存在云、轻微波浪的干扰, 导致粗分割结果通常是不连续的。基准点信息扩散特征的引入, 使粗分割的结果比实际河流区域窄。因此, 需要进一步处理得到河流整体区域。

高分辨率遥感图像的河流区域较为平坦, 河岸线较为明显, 满足距离正则化水平集演化 (DRLSE) 模型对待分割图像的要求。将河流目标粗分割的结果与 DRLSE 模型结合起来, 提取河流目标的精确轮廓, 获得完整的河流区域。

2.1 测地线活动轮廓模型

Caselles 等人^[11]提出测地线活动轮廓 (GAC) 模型, 定义了能量泛函

$$E = \int_0^L g(|\nabla I(C(s))|) ds = \int_0^1 g(|\nabla I(C(p))|) |c'(p)| dp \quad (8)$$

式中, s 表示 Euclidean 弧长, L 表示闭合曲线 $C(p)$ 的弧长, g 是边缘停止函数, 定义为

$$g(I) = (1 + |\nabla I'|^\rho)^{-1} \quad (9)$$

式中, I' 为图像 I 经平滑处理后的图像, $\rho = 1$ 或 $\rho = 2$ 。使用梯度下降法, 得到 GAC 模型的演化方程为

$$C_t = gkN - (\nabla g \cdot N)N \quad (10)$$

式中, N 为曲线的内法向量, k 为曲线的曲率。Caselles 等人^[11]提出, 可以在式(10)中引入气球力项 a 改进其性能, 即

$$C_t = g(k+a)N - (\nabla g \cdot N)N \quad (11)$$

式(11)在水平集^[12]框架下表示为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + a \right) + \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (12)$$

式中, ϕ 为水平集函数。GAC模型在实际应用中,通过活动轮廓收缩(或膨胀)逐渐向目标边缘逼近,并最终在边缘处实现收敛。这种活动轮廓的演化过程在数学上即为对上述偏微分方程式(12)进行迭代求解的过程。传统的数值方案在求解过程中,水平集函数需要重新初始化,而且为保证迭代算法的稳定性,时间步长必须满足 CFL (Courant, Friedrichs, Lewy) 条件,使得迭代收敛速度过慢,极大地影响了其在工程实践中的应用。

2.2 DRLSE 模型

针对传统数值方案的缺陷,Li 等人^[13]提出了一种新的数值方案—无需初始化。Li 等人^[14]进一步优化了该方案,提出了 DRLSE。在 DRLSE 的理论框架下,GAC 模型的变分公式可重新定义为

$$E_{Li} = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx + a \int_{\Omega} g H(-\phi) dx \quad (13)$$

式中, μ 和 λ 为权重系数, $p(|\nabla \phi|)$ 为势能函数, $H(\phi)$ 为正则化 Heaviside 函数, $\delta(\phi)$ 为 Heaviside 函数相应的 Dirac 函数,定义为

$$p(|\nabla \phi|) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi |\nabla \phi|)) & |\nabla \phi| < 1 \\ \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 & |\nabla \phi| \geq 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$H(\phi) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{\phi}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi \phi}{\varepsilon}\right) \right) & |\phi| \leq \varepsilon \\ 1 & \phi > \varepsilon \\ 0 & \phi < -\varepsilon \end{cases} \quad (15)$$

$$\delta(\phi) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi \phi}{\varepsilon}\right) \right] & |\phi| \leq \varepsilon \\ 0 & |\phi| > \varepsilon \end{cases} \quad (16)$$

式中,参数 ε 通常取值为 1.5。采用梯度下降法,得到演化方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \mu \operatorname{div} \left[\frac{p'(|\nabla \phi|)}{|\nabla \phi|} \nabla \phi \right] + \\ & \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \\ & a g \delta(\phi) \end{aligned} \quad (17)$$

式中,函数 $p'(|\nabla \phi|)$ 是函数 $p(|\nabla \phi|)$ 的一阶导数

$$p'(|\nabla \phi|) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi |\nabla \phi|) & |\nabla \phi| < 1 \\ |\nabla \phi| - 1 & |\nabla \phi| \geq 1 \end{cases} \quad (18)$$

对式(17)迭代求解即可获得最终的分割结果。采用 DRLSE 对 GAC 模型进行数值求解,水平集函数初始化及其演化过程具有如下特点:

1)初始化的水平集函数无须采用符号距离函数形式,而采用阶跃函数形式,即

$$\phi(x) = \begin{cases} -c_0 & x \in \mathbf{R} \\ c_0 & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

式中, c_0 为一个常数,且 $c_0 > 0$, $\mathbf{R}$ 表示零水平内部区域。

2)水平集函数在演化过程中,仅在零水平集附近保持为符号距离函数,其他部分均为阶跃函数,并且整个演化过程中水平集函数无须重新初始化。

由上述特点可知,采用 DRLSE 这种数值方案实现 GAC 模型,可以使整个迭代求解过程中计算量和计算复杂度明显地降低,有效地减少运行时间。这种方案还允许采用更大的时间步长进行迭代求解,加快活动轮廓演化。此外,该方案对参数不敏感, μ 和 λ 可以固定,通过选择不同的 a 实现活动轮廓的收缩或膨胀。因此,鉴于 DRLSE 在数值求解过程中的优势,采用其实现 GAC 模型。将这种采用 DRLSE 实现的 GAC 模型定义为 DRLSE 模型。DRLSE 模型在实际应用中,采用窄带法^[15]进一步提高活动轮廓收敛速度。

2.3 基于 DRLSE 模型的河流区域提取

使用 DRLSE 模型分割目标时,需人工指定其初始轮廓线,定义活动轮廓演化方向。初始轮廓设置需满足以下两个条件:

1)初始轮廓线必须为一条闭合曲线或者多条互不相交的闭合曲线;

2)由于活动轮廓演化只能向一个方向进行,因此,初始轮廓线必须完全在目标内部或外部。

河流目标粗分割结果为一个或者多个独立的闭合区域,而且粗分割的结果比实际河流区域窄,即闭合区域都处于河流目标内部。在粗分割的基础上,采用如下方式获得河流目标的精确轮廓:

1)以这些闭合区域边缘形成的闭合曲线作为 DRLSE 模型的初始轮廓线;

2) 由于初始轮廓线在河流目标内部, 因此活动轮廓的每一点都沿其外法矢量方向运动, 即活动轮廓向外膨胀。

上述初始轮廓线的设置可通过水平集函数采用如下的初始化形式实现

$$\phi_0(x) = \begin{cases} -c_0 & x \in R_0 \\ c_0 & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

式中, R_0 表示上述的独立闭合区域。活动轮廓向外膨胀可通过合理的设置参数 μ 、 λ 和 a 实现。

图 4 为应用 DRLSE 模型提取河流目标完整区域过程。图 4(a) 为根据图 3(b) 的河流目标粗分割结果获得的初始轮廓位置。由上述过程可知, 本文算法巧妙地利用粗分割的结果, 合理地设置了 DRLSE 模型的初始轮廓位置, 采用了正确的演化方向, 获得了准确的河流区域。

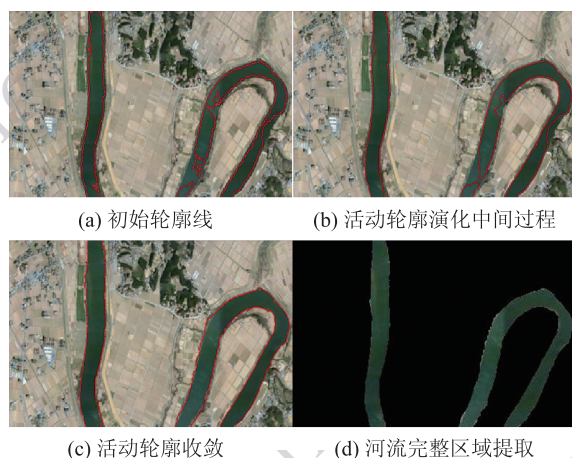


图 4 提取河流完整区域过程

Fig. 4 The process of extract the complete river

2.4 河流区域修复

河流上往往存在一个或者多个桥梁, 这些桥梁会将河流分割成若干段, 这会导致采用 DRLSE 模型提取的河流区域为多段河流区域, 并不是连续的河流区域, 每段区域被桥梁隔离开。此外, 原始图像的某些背景区域可能会被误划分为河流。上述问题将极大地影响河流检测的准确率。因此, 需要采用进一步的处理对河流区域进行修复。

桥梁的几何形状一般为长矩形, 有一对平行边且都与河岸线相交。活动轮廓演化时会准确地收敛在这些平行边缘上, 因此, 每段河流区域之间都会存在一对平行线。基于上述分析, 首先对通过 DRLSE 模型提取的河流区域进行二值化处理, 在二值图像中检测平行线, 在此基础上, 将河岸线

与平行线的交点对应地连接起来, 形成完整连通的河流区域。

在完成多段河流区域连接之后, 通过河流的先验知识剔除一些伪河流区域。在图像中, 河流区域至少与图像的某个边界相交两次, 或者与图像的两个以上的边界相交。基于此, 检测二值图像中所有独立闭合区域是否满足上述条件, 满足条件的区域则认其为河流区域, 否则进行剔除。

通过上述方法, 河流区域得到完整的修复, 桥梁被准确地检测出来。

3 实验及结果分析

将本文算法应用于高分辨率遥感图像河流区域检测, 并与文献[2]和文献[5]中提出的河流检测算法的实验结果比较, 验证算法的有效性。文献[2]提出了一种基于阈值分割的河流检测算法, 首先采用基于灰度直方图特性的阈值分割算法对河流进行粗分割, 在粗分割的基础上, 采用数学形态学的膨胀和腐蚀操作修复河流区域。文献[5]提出了一种基于模式分类的河流检测算法, 首先提取样本图像的纹理特征和局部熵特征训练 SVM 分类器, 对河流进行粗分割, 然后采用数学形态学的膨胀和腐蚀操作对河流区域进行修复。本文算法对 5~1 m 分辨率的遥感图像均适用, 实验所采用的图像为 1 m 分辨率的 IKONOS 图像。

图 5 比较了 3 种算法对 1 幅含池塘和田野的高分辨率遥感图像进行河流检测的结果。在图 5(a) 中, 河流目标附近包含许多小型池塘及大面积的田野, 这些池塘和田野区域的灰度和纹理与河流区域十分相似。从图 5(b) 中可以看出, 虽然河流区域基本被分割出来, 但是粗分割结果中还包含大量的池塘和田野区域。图 5(c) 中许多池塘和田野区域被错误地归类为河流区域。由于池塘和田野具有较规则的几何形状, 在池塘和田野区域内, 角点的数量丰富, 而河流区域较为平坦, 角点的数量匮乏。本文算法引入了基准点信息扩散特征, 可以有效地避免田野和池塘区域干扰, 河流主体区域被分割出来。虽然阈值分割算法和模式分类算法所采用的数学形态学的膨胀和腐蚀操作对河流区域进行了一定的修复, 但是最终的检测结果仍不理想。本文算法将粗分割结果和 DRLSE 模型有效地结合起来, 提取了完整的河流区域, 检测结

果比较理想。

图6比较了3种算法对1幅地物复杂的高分辨率遥感图像进行河流检测的结果。在图6(a)中,背景区域包含湖泊、森林、农田、公路等多种地物,存在大量与河流的灰度和纹理相似的区域。通过比较可

知:阈值分割算法和模式分类算法受到与河流区域相似的地物干扰,许多背景区域被误检为河流区域;本文算法能够有效地避免这些干扰,成功地获得了完整的河流区域。

图7是运用本文算法对1幅高分辨率遥感图像

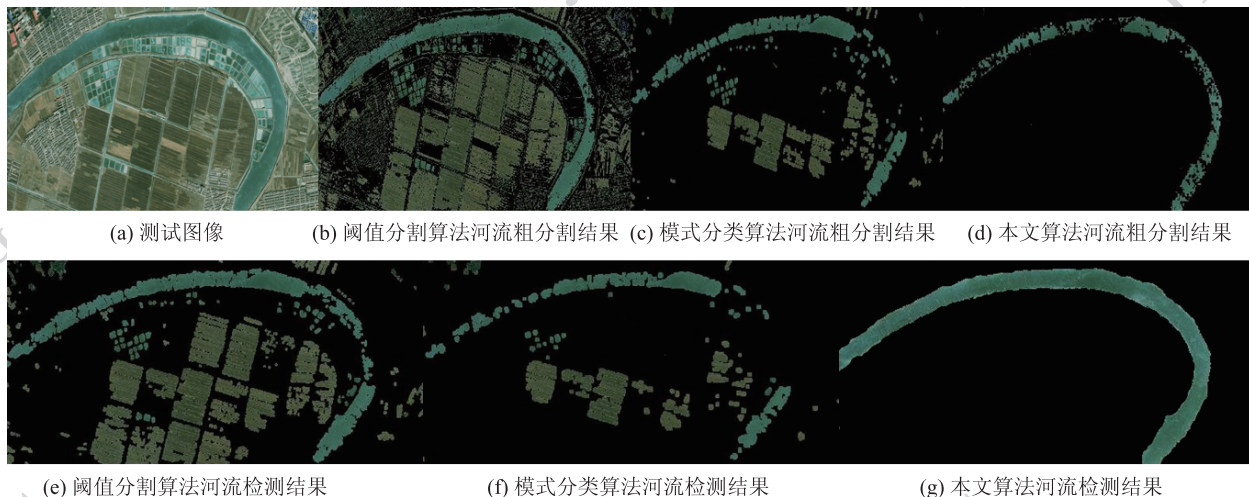


图5 含池塘与田野的高分辨率遥感图像河流检测结果比较

Fig. 5 Comparison of the results of river detection in a high resolution remote sensing with ponds and fields

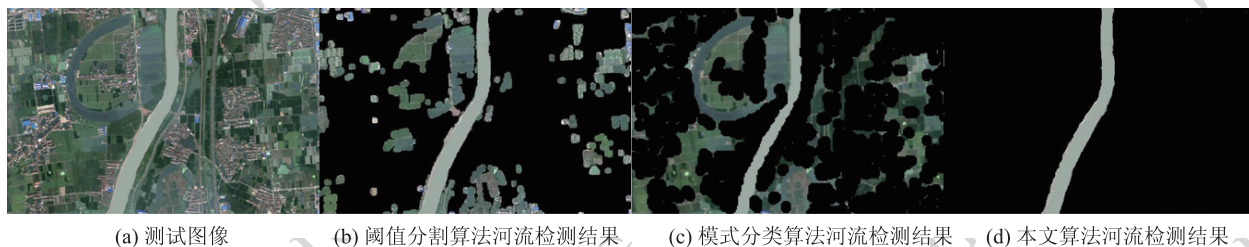


图6 地物复杂的高分辨率遥感图像河流检测结果比较

Fig. 6 Comparison of the results of river detection in a high resolution remote sensing with different cultural

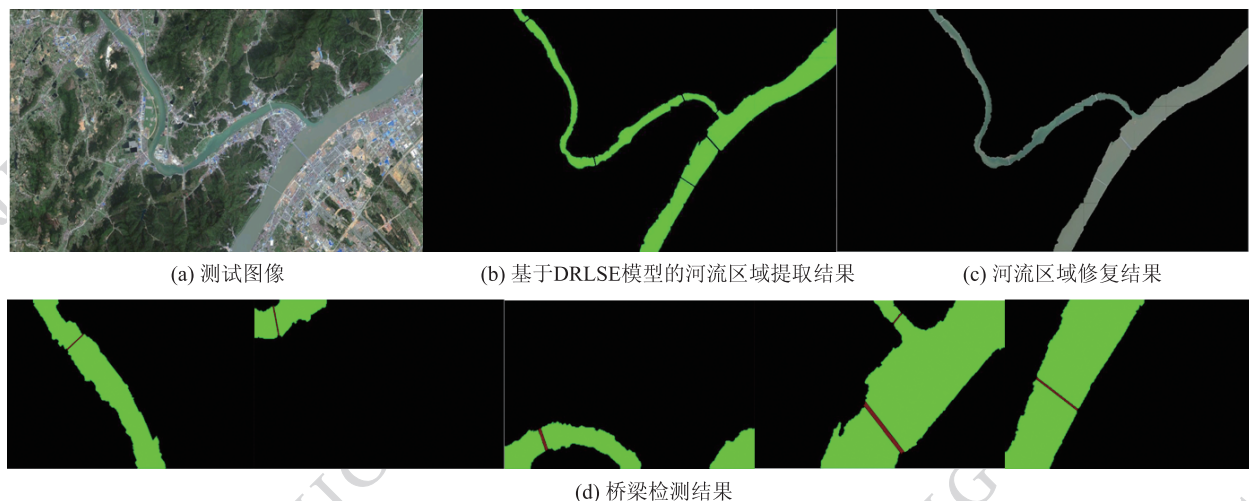


图7 高分辨率遥感图像河流和桥梁检测结果

Fig. 7 The results of river and bridge detection in a high resolution remote sensing image

的河流和桥梁目标进行检测和识别。测试图像的内容比较丰富,包含河流、桥梁、森林、城市等多个自然和人工目标。河流由一条干流和一条支流构成,且干流和支流的灰度是截然不同的,共有 6 座桥梁分布在河流之上。测试图像包含 25 幅大小为 $1\,080 \times 760$ 个像素的子图像,对每一个子图像进行河流和桥梁的检测,并合成最终检测结果。基于 DRLSE 模型的河流区域提取,虽然准确地获得了河流区域,但是因桥梁阻隔河流区域被分成了 7 段。图 7(c) 显示了河流区域修复结果,7 段河流区域被拟合成一个连续的河流区域。图 7(d) 为桥梁检测结果,河流上分布的 6 座桥梁被准确地标识出来。

4 结 论

基于支持向量机和水平集的高分辨率遥感图像河流检测算法,充分考虑了河流的特点,利用河流的先验知识,融合了图像的纹理特征和基准点扩散特征训练 SVM 分类器,对河流区域进行粗分割;并在此基础上,采用 DRLSE 模型精确地提取河流目标的轮廓,获得了完整的河流区域,实现河流检测。通过处理大量的高分辨率遥感图像,表明了本文算法的有效性。但是如何减小算法的计算量,提高检测准确率仍然值得研究,这也是将来工作的重点。

参考文献 (References)

- [1] Trias-Sanz R, Lomenie N, Barbeau J. Using textual and geometric information for an automatic bridge detection system [C]// Proceedings of Advanced Concepts for Intelligent Vision System. Brussels, Belgium: IEEE, 2004: 325-332.
- [2] Wu F, Wang C, Zhang H, et al. Knowledge-based bridge recognition in high resolution optical imagery [J]. Journal of Electronic & Information Technology, 2006, 28(4): 587-591. [吴樊, 王超, 张红, 等. 基于知识的中高分辨率光学卫星遥感影像桥梁目标识别研究[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(4): 587-591.]
- [3] He Z Y, Zhang X C, Huang Z C, et al. A water extraction technique based on high-spatial remote sensing images [J]. Journal of Zhejiang University, 2004, 31(6): 701-707. [何智勇, 章孝灿, 黄智才, 等. 一种高分辨率遥感影像水体提取技术[J]. 浙江大学学报, 2004, 31(6): 701-707.]
- [4] Chen S, Wang H, Shen Z F, et al. Study on object-oriented extracting bridges from high resolution remote sensing image [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 585-590. [陈生, 王宏, 沈占锋, 等. 面向对象的高分辨率遥感影像桥梁提取研究[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 585-590.]
- [5] Xing K. Study of typical targets recognition key technology and system for optical remote sensing image [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010. [邢坤. 基于可见光遥感图像的典型目标识别关键技术研究及其系统实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.]
- [6] Hu Z L, Sun J P, Yuan Y N, et al. River detection in SAR images based on edge extraction in wavelet domain and ridge tracing technique [J]. Journal of Electronic & Information Technology, 2007, 29(3): 524-527. [胡正磊, 孙进平, 袁运能, 等. 基于小波边缘提取和脊线跟踪技术的 SAR 图像河流检测算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(3): 524-527.]
- [7] Sun J P, Mao S Y. 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.
- [8] Niedermeier A, Romaneeben E, Lehner S. Detection of coastlines in SAR images using wavelet methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(5): 2270-2281.
- [9] Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree structured wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 3(4): 429-441.
- [10] Zhang L, Zhang L, Zhang D. A multi-scale bilateral structure tensor based corner detector [C]// Proceedings of Asian Conference on Computer Vision. Xi'an, China: Springer, 2009: 618-627.
- [11] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [12] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. J. Comp. Phys. 1988, 79(1): 12-49.
- [13] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without reinitialization: a new variational formulation [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2005: 430-436.
- [14] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [15] Adalsteinsson D, Sethian J. A fast level set method for propagating interface [J]. J. Computational Physics, 1995, 118: 269-277.