

一种基于重构算子的分水岭变换算法

蒋志勇¹⁾ 陈晓玲^{1),2)} 秦前清¹⁾

¹⁾ (武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

²⁾ (江西师范大学鄱阳湖湿地与流域研究教育部重点实验室, 南昌 330022)

摘要 分水岭变换是数学形态学的主要分割工具,它通过对梯度图像进行分割,能够提供单像素宽的封闭的区域边缘。但是,直接对梯度图像进行分水岭变换存在严重的过分割问题,这个问题往往采用基于标记的分水岭变换加以改进,可是,有时又会带来欠分割问题。通常过分割和欠分割问题主要发生在灰度的非极大值或极小值的过渡区域。为了克服分水岭变换易造成过分割的问题,通过对分水岭变换产生的过分割以及标记点选取可能导致的欠分割原因进行分析,提出了一种基于重构的分水岭变换算法,该算法首先通过基于重构的变换序列滤波来平滑图像,以减少目标内部差异;然后针对梯度图像,利用重构闭来消除灰度过渡区域在梯度图像上所造成的极小;最后对其进行分水岭变换,可有效控制分水岭变换的过分割现象。

关键词 重构 变换序列滤波 分水岭变换

中图法分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1006-8961(2009)12-2527-07

Watershed Transform Based on Morphological Reconstruction

JIANG Zhi-yong¹⁾, CHEN Xiao-ling^{1),2)}, QIN Qian-qing¹⁾

¹⁾ (State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

²⁾ (Key Laboratory of Poyang Lake Wetland and Watershed Research, Ministry of Education Jiangxi Normal University, Nanchang 330022)

Abstract Watershed transform is the main tool of mathematical morphology used for image segmentation which can produce one-pixel wide and close edge. This method applied directly to gradient image causes severe over-segmentation. In this paper, the author presents a multi-scale watershed transform based on morphological scale-space by the analysis to the reasons of over-segmentation produced by watershed and the possible under-segmentation due to watershed-plus-marker. The method proposed here could be divided into three steps: (1)The alternate sequential filters (ASF) based on reconstruction are used to reduce some difference inside objects; (2)The closing by reconstruction be applied to gradient image in order to remove some local minima that does not correspond to the maximum and the minimum of the original image; (3)The processed gradient image is segmented using the watershed transform.

Keywords reconstruction, alternate sequential filters, watershed transform

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973)项目(2006CB701300);国家自然科学基金委创新研究群体科学基金项目(40721001);国家自然科学基金专项基金项目(40523005);上海市重点学科开放基金项目(T0102);国家自然科学基金项目(40601055);国家测绘局重点实验室开放基金项目(KLM200903)

收稿日期:2008-03-06; **改回日期:**2008-08-18

第一作者简介:蒋志勇(1978~),男。2008年于武汉大学获摄影测量与遥感专业博士学位。现为兰州大学资源与环境学院讲师。主要研究方向为遥感图像处理。E-mail:jiangzhy@lzu.edu.cn

1 引言

进行遥感图像分割是遥感图像分析的一个重要的内容。分水岭变换是数学形态学的主要分割工具,它首先由 Beucher 和 Lantuéjoul 引入到图像分析领域^[1],后来由 Meyer, Najman 和 Schmitt 等对它做了数学定义^[2-3]。Vincent 和 Soille 提出了关于分水岭变换的快速算法^[4]。基于分水岭变换的图像分割是一种基于区域的分割方法,其可以得到封闭的、单像素宽的区域边界。但是除了目标和背景明暗分明的简单图像以外,分水岭变换并不能被直接地应用于图像分割^[5],因为它一般是作用在梯度图像上的,而直接对梯度图像进行分水岭变换则会产生严重的过分割问题。针对这个问题,主要有以下两类解决办法:(1)在分割之前,先寻找具有某些特征的标记点,然后以这些标记点作为梯度图像的极小值点来对梯度图像进行修正,在这种方法中,有意义的标记点的选取就转化为了一个目标识别的问题^[6],由于有意义的标记点的选取本身就是一件困难的事,而且该类方法容易导致目标与背景的混合,导致产生欠分割问题,具体原因将在下文中分析;(2)在分割之后,再根据区域之间的相似性来对图像区域进行合并。该方法不仅运算复杂,而且需依赖于终止合并时所选择的指标阈值^[6]。

本文在对分水岭变换产生过分割的原因进行分析的基础上,结合形态算子提出了一种基于变换序列滤波的分水岭变换,该算法能有效地解决分水岭变换的过分割问题,不仅可以省略标记过程,同时可避免基于标记的分水岭变换中的欠分割问题。

2 分水岭变换及过分割问题产生的根本原因

分水岭变换的直观解释就是将 2 维的梯度图像理解为地形图,而将像素灰度值作为对应点的高程。图像中的每个梯度极小值点可以认为是一个积水盆地的最低点。假设在梯度极小区域中打孔,有水从这些孔中匀速溢出,当不同积水盆地的水面不断上升,将要汇合的时候,便筑一道堤坝,以防止不同积水盆地的水相互汇合。随着水面的不断上涨,最终只有高出水面的堤坝部分可以看到了,这些堤坝即对应着流域的分界线,也就是图像中不同区域的分

界线(如图 1 所示)。

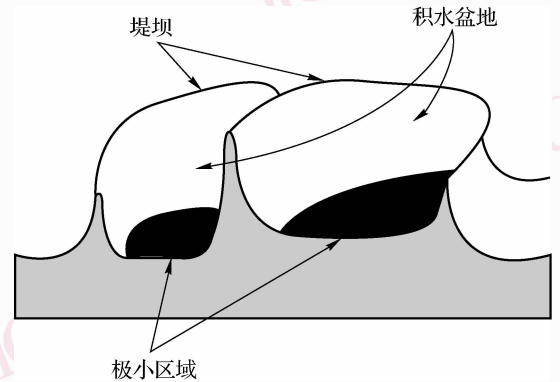


图 1 分水岭变换示意图

Fig. 1 Minima, catchment basins and watersheds

分水岭变换是作用于梯度图像上的,由于梯度图像的每一个梯度极小区域都对应着一个积水盆地,因此有多少个积水盆地就会产生多少个区域。而梯度度量的则是图像中像素的灰度差异,在连通区域的内部,其像素间的灰度差异小,这样在梯度图像中就形成梯度极小区域。梯度图像的梯度极小区域对应着原始图像中一个或大或小的连通区域,这些连通区域除了是原始图像中的灰度极大区域和极小区域以外,还有大量的既非灰度极大也非灰度极小的过渡区域以及噪声区域。一般而言,图像中的目标的灰度应该是均一的,但是因为成像过程中的光照、角度、位置以及拍摄系统的噪声等干扰因素的影响,使图像中的目标的灰度并不均匀,而是由极值区域和一些灰度相近的中间区域所组成,如果不对原始图像和梯度图像进行处理,以消除这些干扰因素的影响,那么组成目标的这些极值区域、中间区域及一些噪声区域在梯度图像中都会变成极小区域而被分割出来,从而造成图像的过度分割。

梯度是一个相邻区域之间的灰度差的绝对值。如果在两个对比度较大的区域之间有几个小的灰度单调变化的中间区域,且这几个中间区域之间的灰度差并不大,那么区域分界处的梯度值也不会很大(如图 2 中区间 2 里的几个过渡区域,虽然区间 1 和区间 3 之间的灰度差比较大,但由于区间 2 中存在几个过渡区域,致使梯度图像中的区间 1 和区间 3 之间的梯度最大值就比较小,甚至会小于目视感觉应该属于同一目标的相邻区间 3 和区间 4 之间的梯度。常用的解决分水岭变换过分割问题的方法是同态修正和盆地动力学指标。在这种情况下,无论是

通过同态修正,还是通过盆地动力学指标对梯度图像进行标记,最终的分割结果中,区间 1~区间 3 将会被分在一起,而不是灰度更为接近的区间 3,区间 4 分割在一起。但寻找标记点的方法有时会导致目标与背景混合,造成灰度差别比较大的区域之间混合的根本原因就是由于在这些本不属于一个目标的区域之间存在着灰度的单调变化以及相邻的区域间小的灰度差不大的过渡区域。这些过渡区域有时会使本不属于一个目标的区域之间的梯度变得很小,从而容易导致错误的分割结果。

发生移动;

(2)对于部分未被消除的过渡区域,在梯度图像中也变成了梯度极小区域,该极小区域通过对梯度图像进行处理能够被有效地去除,但同样也不应发生边缘的模糊和移动。

3 重构算子和基于重构算子的变换序列滤波

在数学形态学中,最基本的运算就是腐蚀、膨胀、开和闭,而这些都是以欧氏距离来定义的。灰度形态重构是通过非欧氏的测地距离来定义的。图像中两点的测地距离就是图像中连通两点的最小路径的长度。对图像 f 进行基本的测地腐蚀是先通过用单位结构元素(尺寸为 1)来对 f 进行腐蚀,然后对腐蚀后的结果和参考图像 g 求极大得到,即

$$\varepsilon_f^{(1)}(g) = \inf(f, \varepsilon_B(g)) \quad (1)$$

相似地,图像 f 的基本的测地膨胀是先通过用单位结构元素(尺寸为 1)对 f 进行膨胀,然后对膨胀以后的结果和参考图像 g 求极小得到,即

$$\delta_f^{(1)}(g) = \sup(f, \delta_B(g)) \quad (2)$$

上面两式中的 B 为单位结构元素,1 表示结构元素的尺寸。一般的测地腐蚀 $\varepsilon_f^{(n)}(g)$ 和测地膨胀 $\delta_f^{(n)}(g)$ 是由基本的测地腐蚀 $\varepsilon_f^{(1)}(g)$ 和基本的测地膨胀 $\delta_f^{(1)}(g)$ 迭代 n 次得到的。 g 为标记图像, f 的重构腐蚀和膨胀可以被定义为

$$R^*(f, g) = \lim_{n \rightarrow \infty} \varepsilon_f^{(n)}(g) = \underbrace{\varepsilon_f^{(1)} \varepsilon_f^{(1)} \cdots \varepsilon_f^{(1)}(g)}_{\text{直到不再变化}} \quad (3)$$

$$R(f, g) = \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_f^{(n)}(g) = \underbrace{\delta_f^{(1)} \delta_f^{(1)} \cdots \delta_f^{(1)}(g)}_{\text{直到不再变化}}$$

如果以原始图像的腐蚀作为标记图像做重构膨胀,就得到了重构开;如果以原始图像的膨胀作为标记图像做重构腐蚀,就得到了以下的重构闭:

$$\tilde{\gamma}_B(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_f^{(n)}(\varepsilon_B(f)) \quad (4)$$

$$\tilde{\varphi}_B(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \varepsilon_f^{(n)}(\delta_B(f))$$

如果把图像的灰度看作高程的话,那么图像就可以看作是一个数字高程模型(DEM)了。其中亮的地方灰度值比较大,就是峰;暗的地方灰度值比较小,可以看作是谷。重构开可以去掉不能包含结构元素的峰,而重构闭则可以填上不能放入结构元素的谷,同时能保持图像中剩余目标的边缘不变化^[7]。这样重构运算以后图像的整体灰度对比

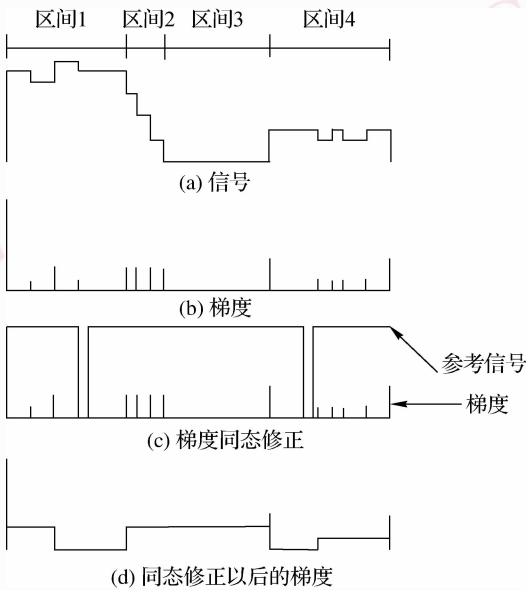


图 2 信号、梯度及同态修正后的梯度

Fig. 2 Signal, gradient and modified gradient image

梯度图像只承载了原始图像的灰度差异信息,并不能反映原始图像的本来面目。仅仅针对梯度图像进行分析和处理虽可以有效地减少分水岭变换结果中的区域的数目,但是分割结果中的一些偏差和错误,亦是不可避免的。因此,如果想有效地减少分割区域的数量,且能有一个比较准确的分割结果,那么针对原始图像的处理同样也是不可或缺的。

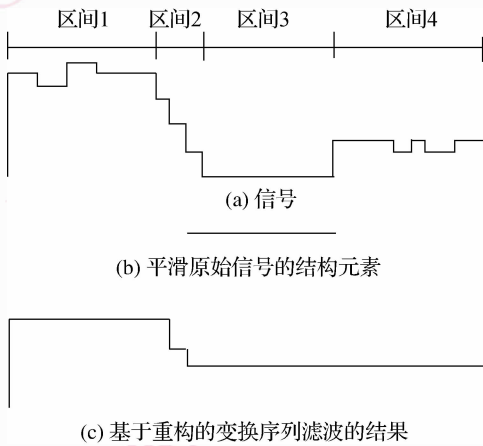
通过上面的关于分水岭变换产生过分割原因的分析,以及对于基于标记点的分水岭变换改进算法所出现的目标与背景混合及其属于不同目标区域混合的原因分析可知,一个有效的分水岭变换方法应该满足以下条件:

(1)对于原始图像的处理应该能够有效地消除噪声区域、平滑目标内部,以及消除目标内部的灰度差异,但是同时应该保持目标的边缘不被模糊和不

度就变小了。由于单独的重构开和重构闭不是对称的滤波器,不能同时对图像中的亮、暗区域进行处理,因此有必要把重构开和重构闭组合起来作为一个滤波器 $\tilde{\varphi}_B \tilde{\gamma}_B(f)$ 用于图像处理,该滤波器就称为基于重构算子的变换序列滤波。

4 基于变换序列滤波的分水岭变换

针对分水岭变换产生过度分割的原因,可以通



过以下几个步骤对图像进行处理和分割:

- (1)对原始图像做基于重构的变换序列滤波,以简化图像和平滑目标内部,以及消除目标内部的灰度差异(如图 3(b)所示);
- (2)求图像的形态梯度;
- (3)选择合适的结构元素对梯度图像进行重构闭运算,以消除不需要的中间区域所形成的梯度极小值(如图 3(d)所示);
- (4)对处理后的梯度图像进行分水岭变换。

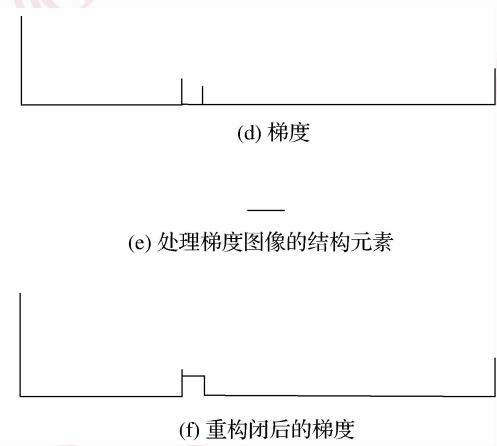


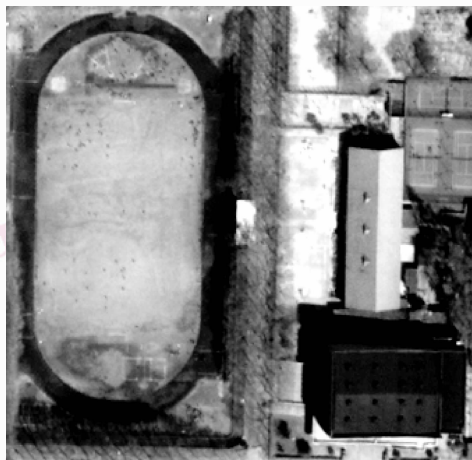
图 3 信号平滑及梯度修正

Fig. 3 Smoothed signal and gradient processed by closing by reconstruction

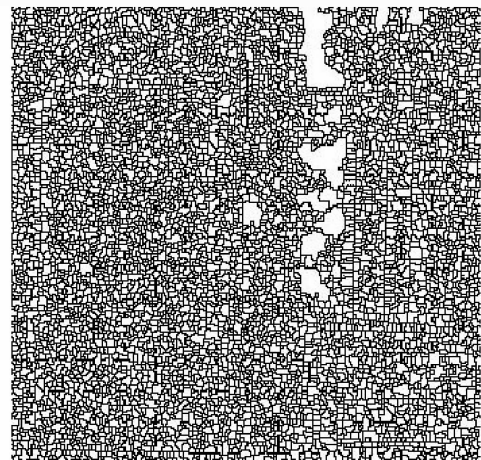
5 实验与分析

实验数据是从 2002-03-19 成像的 Quickbird 图

像上截取的一部分,图像中显示的是武汉大学信息学部的足球场、篮球场、道路、建筑等地物(如图 4(a)所示)。常用的结构元素中,仅圆形结构元素是各向同性的,因圆形结构元素应用效果较好,故



(a) 原始图像



(b) 原始图像的分水岭变换(6 792个区域)

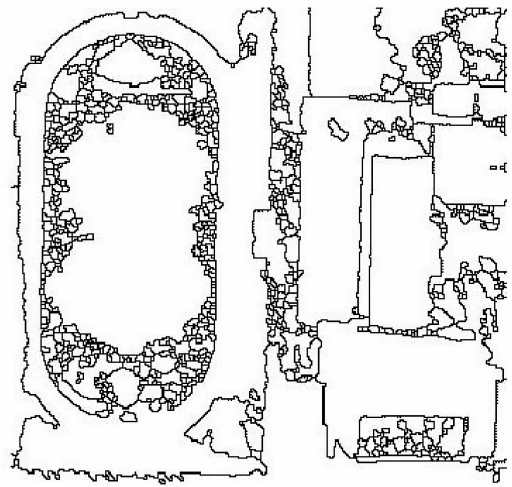
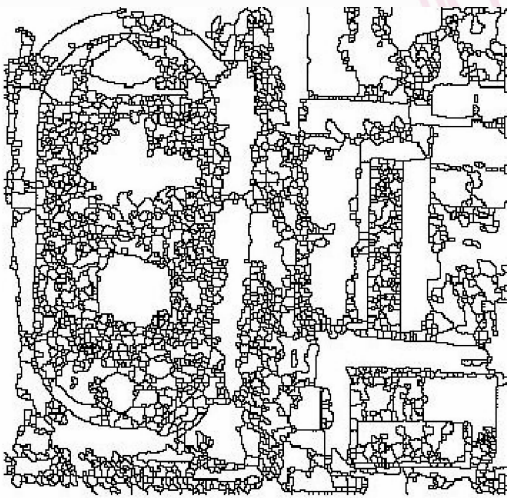
图 4 原始图像及原始图像的分水岭变换结果

Fig. 4 Results of segmentation

本文实验选用该形状的结构元素。

原始的分水岭变换算法存在严重的过度分割问题(如图 4(b)所示),而本文算法则能有效地减少分割结果中的目标数目。基于重构的变换序列滤波器是一个区域连通算子,该滤波器在简化图像及模糊图像的同时,可以很好地保持图像中剩余的连通区域的边缘,这些剩余的连通区域的边缘是图像中原本就有的,而不是后来产生的。由于图像简化的过程只是将图像中的不同区域合并,简化后的图像边缘不过是被合并区域的部分边缘的组合而已,因此,整个分割的过程中不会产生新的边缘。

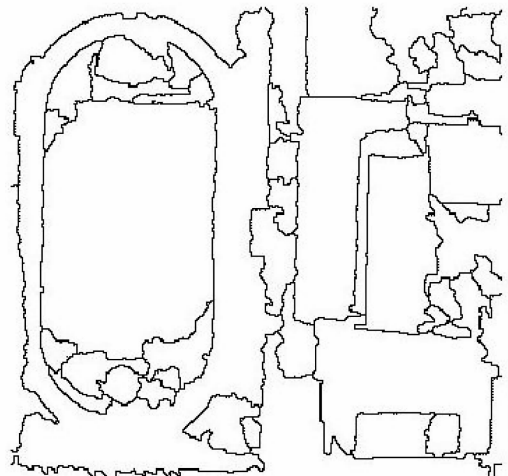
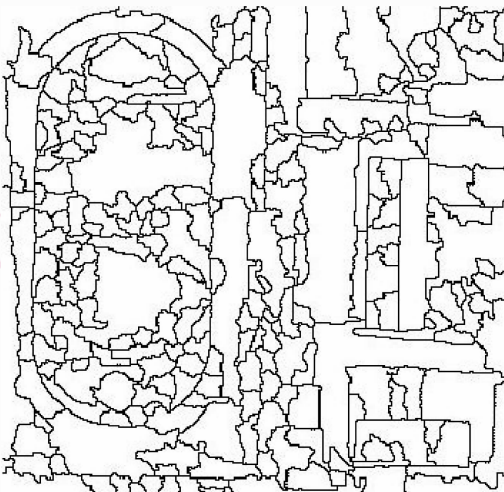
本文方法中有以下两个参数:一个是对原始图像进行滤波时的结构元素大小,这个参数决定了被削去的峰(较亮的目标)和被填上的谷(较暗的目标)的尺寸,用其可以将所有不能放入该结构元素的峰谷去除,而且分割结果的区域数目随该参数值的大小单调递减,参数值取得越大,图像就越平滑,而且分割结果中的区域数目就越少(如图 5(a)、图 5(b)所示),其虽能有效地减少目标内部的过分割问题,但是这并不能从根本上解决这个问题:即使在参数值取得很大的时候,目标的边缘部分仍然会有过分割现象存在(如图 5(a)、图 5(b)所示);另一个参



(a) 用尺寸为 $10B$ 的结构元素进行平滑后再做分水岭变换的结果 (b) 用尺寸为 $20B$ 的结构元素进行平滑后再做分水岭变换的结果

图 5 采用不同尺寸结构元素对图像进行平滑后的分水岭变换结果

Fig. 5 Segmentation results of original image which smoothed by ASF with different SE



(a) 用尺寸为 $2B$ 的结构元素对梯度图像进行处理的分水岭变换结果

(b) 用尺寸为 $4B$ 的结构元素对梯度图像进行处理的分水岭变换结果

图 6 采用不同尺寸结构元素对图像梯度进行平滑后的分水岭变换结果

Fig. 6 Segmentation results of left smoothed images processed by closing by reconstruction with different SE

数是对梯度图像进行处理的结构元素大小,用其可消去梯度图像中的尺度小于该结构元素的梯度极小区域(如图 6(a)、图 6(b)所示),这些梯度极小区域是由边缘附近的过渡区域所生成的。在分割结果中,区域数目和该参数的取值也是单调递减的关系(如图 7 所示),该参数用于决定在分割后的结果图像中的最小区域的大小,这不仅可以减少边缘附近的过分割问题,同样还不会发生边缘的移动,能够得到封闭的、连续的、单像素宽的边缘。

本文算法能够生成完整的边缘,而 Soble 算子和 Canny 算子等算法则仅能够准确地提取出部分边缘像素点(如图 8 所示),由于噪声的存在,致使这些边缘像素点常常是孤立的或仅是分小段连续的,还常常有真正的边缘像素点未能检测出来,不能产生连续、封闭的边缘,因此需要将边缘像素点连接起来组成区域的封闭边界。而分水岭变换算法是一种基于区域的分割算法,其能够得到封闭

的、连续的、单像素宽的边缘,这样就省去了边缘连接的过程。

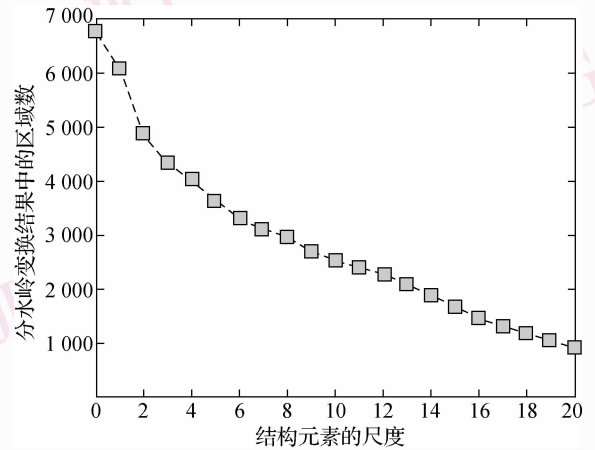
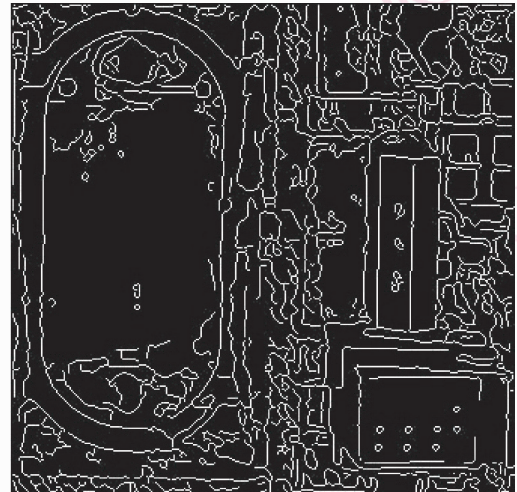


图 7 图像平滑的尺度因子和分割区域数量的关系

Fig. 7 The relationship between factor of image smoothness and number of regions in segmentation results



(a) Sobel边缘检测算子的检测结果



(b) Canny边缘检测算子的检测结果

图 8 Soble 边缘检测算子和 Canny 边缘检测算子的边缘检测结果

Fig. 8 Results of Sobel's edge-based technique and Canny's edge-based technique

本文算法主要用到的就是重构算子。对于一个 $N \times N$ 大小的图像,在每一个尺度,都要用到 mN^2 次排序, m 与基于重构的变换序列滤波及对梯度图像进行重构闭时所选用的结构元素的大小有关。算法的时间复杂度是 $O(N^2)$ 。

6 结 论

本文在分析分水岭变换产生过分割的原因及标

记法造成欠分割的原因的基础上,结合尺度空间理论,提出了一种基于形态尺度空间的多尺度分水岭变换算法。该算法有以下两个参数用于控制分割的过程:第 1 个参数是进行基于重构的变换序列滤波时的结构元素尺寸,它能够控制原始图像的区域平滑;第 2 个参数是对梯度图像做重构闭时的结构元素尺寸,它能够控制分割结果中最小区域的大小。因此在该算法中,分水岭变换的过分割问题及基于标记的分水岭变换产生的欠分割问题都可以通过调

整这两个参数进行控制。针对特定的图像和图像中的特定目标,通过调整上述两个参数,就可以得到比较理想的分割结果。

上述处理都是建立在重构运算基础上的,重构是一个连通区域算子,运算的基本单位就是连通区域,由于分割结果中所得到的目标的边缘就是原图像中连通区域的边缘,所以这个边缘不仅非常准确,而且在整个过程中没有新的边缘产生,也没有虚假的极值和目标出现。

参考文献 (References)

- 1 Beucher S. Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm [A] In: Edi; Proceedings of Mathematical Morphology and Its Applications to Signal Processing [C], Boston, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1994, 69-76.
- 2 Meyer F, Beucher S. Morphological segmentation [J]. Journal of Visual Communication Image Representation, 1990,1(1). 21-46.
- 3 Najman L, Schmitt M. Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(12): 1163-1173.
- 4 Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- 5 Mei Tian-can, Li De-ren, Qin Qian-qing. Extraction of linear feature from remote sensing image based on watershed transform [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(4): 338-341. [梅天灿,李德仁,秦前清. 分水岭变换在遥感图像线状目标提取中的应用 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(4): 338-341.]
- 6 Pesaresi M, Benediktsson A. A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(2): 309-320.
- 7 Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis application and efficient algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(2): 176-201.